



Campus Irapuato-Salamanca

División de
Ingenierías

Asunto: *Notificación de Dictamen de Modalidad de Titulación*

C. MIGUEL BECERRA MONTAÑEZ

Estudiante de la Maestría en Administración de Tecnologías

PRESENTE.

Una vez concluido el análisis y discusión sobre la propuesta del proyecto de tesis titulada: **“Aplicación de redes neuronales en la predicción del precio diario de la acción de ALFAA”** bajo la revisión del Asesor(es): *ORTEGA HERNÁNDEZ Alejandro, Dr. y HERNÁNDEZ MONTOYA Alejandro Raúl Dr.*, en su reunión ordinaria del 30 de mayo del 2018, la comisión de Titulación del Consejo Divisional acordó la siguiente resolución:

Con fundamento en las fracciones primera a cuarta del Artículo 7 y el Artículo 68 del Estatuto Académico, este comité acordó **POR UNANIMIDAD DE VOTOS ACEPTAR SU PROPUESTA DE TESIS** designando el siguiente jurado:

Presidente: *LÓPEZ LEMUS Jorge Armando, Dr.*
Secretario: *ORTEGA HERNÁNDEZ Alejandro, Dr.*
Vocal: *LÓPEZ RAMÍREZ Misael, Dr.*

Se extiende la presente notificación de la resolución el 17 de octubre del 2018.

ATENTAMENTE
“LA VERDAD OS HARÁ LIBRES”
EL DIRECTOR

Dr. VICTOR AYALA RAMÍREZ

c.c.p. Dra. Rocío Alfonsina Lizárraga Morales – Secretaría Académica de la División de Ingenierías
LIZÁRRAGA MORALES Rocío Alfonsina, Dra. – Asesor(es)

DIVISIÓN DE INGENIERÍAS – CAMPUS IRAPUATO-SALAMANCA

Domicilio Conocido, Comunidad de Palo Blanco, Carretera Salamanca-Valle de Santiago km 3.5 +1.8
Slamanca, Gto., C.P. 36885, Tel(464) 647-9940, FAX ext. 2311

Llenar en computadora con ayuda del oficio de modalidad.

La modalidad de tesis es única para los posgrados

Nivel:	
Licenciatura	
Maestría	X
Doctorado	

Modalidad:	Tesis
-------------------	-------

Año:	2019
-------------	------

Marcar con una X

Poner el número de año p.e. 2015

Información sobre Obtención de Grado Académico:

Nombre	Miguel Alfonso Becerra Montañez
NUA	146266
Programa	Maestría en Administración de Tecnologías

Para modalidades con Jurado completar la siguiente información:

Lugar, hora y fecha de la presentación

Lugar	Scila de video conferencias	
Hora	11:00	
Fecha	20 de febrero del 2019	

Título del trabajo	Aplicación de Redes Neuronales en la Predicción Diaria de Retornos Accionarios: Un Enfoque de Análisis Híbrido.
---------------------------	---

Jurado

	Nombre con grado académico completo: p.e. Doctor en Informática Industrial Nombre Apellido Paterno Apellido Materno	Firma de autorización para realización de examen de grado o titulación
Presidente	Doctor en Administración y Estudios Organizacionales Jorge Armando López Lemus	
Secretario	Doctor en Desarrollo Regional Alejandro Ortega Hernández	
Vocal (1)	Doctor en Ingeniería Eléctrica Misael López Ramírez	
Vocal 2 (Doctorado)		
Vocal 3 (Doctorado)		

Asesoría

Director del trabajo	Doctor en Desarrollo Regional Alejandro Ortega Hernández
Codirector	Doctor en Ciencias Alejandro Raúl Hernández Montoya

(No llenar para uso exclusivo de la Coordinación.)

Valida (nombre y firma): _____

Una vez terminado de llenar imprimir en dos tantos (uno para entregar al iniciar el trámite de autorización del examen de grado o titulación y otro para firma de recibido).

Yuriria _____, Gto., a 06 de Febrero _____ del 2019.

M. en I. HERIBERTO GUTIÉRREZ MARTIN
JEFE DE LA UNIDAD DE ADMINISTRACIÓN ESCOLAR
PRESENTE.-

Por medio de la presente, se otorga autorización para proceder a los trámites de impresión, empastado de tesis y titulación al alumno(a) Miguel Alfonso Becerra Montañez del **Programa de Maestría en Administración de Tecnologías** y cuyo número de **NUA** es: 146266 del cual soy director. El título de la tesis es: Aplicación de Redes Neuronales en la Predicción Diaria de los Retornos Accionarios: Un Enfoque de Análisis Híbrido.

Hago constar que he revisado dicho trabajo y he tenido comunicación con los sinodales asignados para la revisión de la tesis, por lo que no hay impedimento alguno para fijar la fecha de examen de titulación.

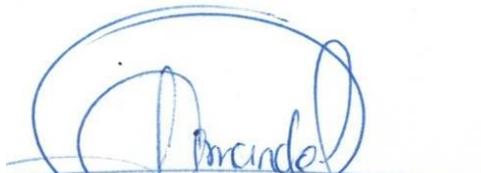
ATENTAMENTE



NOMBRE Y FIRMA
DIRECTOR DE TESIS
SECRETARIO



NOMBRE Y FIRMA
DIRECTOR DE TESIS



NOMBRE Y FIRMA
PRESIDENTE



MISSEL LÓPEZ FERRER
NOMBRE Y FIRMA
VOCAL

UNIVERSIDAD DE
GUANAJUATO



UNIVERSIDAD DE GUANAJUATO

CAMPUS IRAPUATO – SALAMANCA

DIVISIÓN DE INGENIERÍAS

DEPARTAMENTO DE ESTUDIOS MULTIDISCIPLINARIOS

APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LA PREDICCIÓN DIARIA DE
RETORNOS ACCIONARIOS: UN ENFOQUE DE ANÁLISIS HÍBRIDO

TESIS

Que para obtener el grado de:

Maestro en Administración de Tecnologías

Línea de investigación

Tecnologías para los Procesos Industriales

PRESENTA:

Ing. Miguel Alfonso Becerra Montañez

Directores de tesis:

Dr. Alejandro Ortega Hernández

Dr. Alejandro Raúl Hernández Montoya

Yuriria, Guanajuato – Febrero, 2019

*A Dios por ser el creador de todas las cosas,
A mi abuela, que desde el cielo me sigue acompañando,
A mis padres Miguel y Elena, por su apoyo incondicional,
A Shonti, por haber sido parte fundamental en este proceso.*

¡Por y para ustedes!

Agradecimientos

El presente trabajo de investigación se realizó gracias al apoyo de las siguientes instituciones y personas:



Al gobierno y pueblo mexicano por abrirme las puertas de su hermoso país para continuar con mi proceso de formación y permitirme crecer en lo personal y profesional.



Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología CONACYT, subdirección de becas nacionales, con la contribución a la beca 624311 asignada en la convocatoria número 291197.



A la Universidad de Guanajuato, en cabeza del Dr. Luis Felipe Guerrero Agripino, a los doctores: Víctor Ayala Ramírez, director de la División de Ingenierías, Eduardo Cabal Yépez, director del DEM y Geovanny Hernández Gómez, coordinador del programa de Maestría en Administración de tecnologías.

A mi Asesor, el Dr. Alejandro Ortega Hernández, por su dedicación y disposición constante durante el desarrollo de la tesis y en general durante mi estancia en la universidad, sin él esto no sería posible.

A mi co- asesor, el Dr. Alejandro Hernández Montoya, por aceptar participar en este proyecto sin ninguna pretensión más que contribuir en los procesos académicos.

A Sinaí por su apoyo incondicional, su compañía y soporte durante los momentos difíciles, por enseñarme a conocer su cultura y abrirme las puertas de su familia y de su vida. Y en general, a todos aquellos docentes, personal administrativo y compañeros de aula que participaron directa e indirectamente en mi proceso de formación, todos contribuyeron de alguna manera a la realización de mis objetivos.

APLICACIÓN DE REDES NEURONALES EN LA PREDICCIÓN DIARIA DE RETORNOS
ACCIONARIOS: UN ENFOQUE DE ANÁLISIS HÍBRIDO

Miguel Alfonso Becerra Montañez

Resumen

El interés de predecir mercados accionarios ha motivado la publicación de múltiples aplicaciones con diversos enfoques alrededor del mundo. Este tipo de estudios está estrechamente relacionado con un impacto económico en las economías mundiales, pues favorecen el buen manejo de las bolsas de valores y con ello, se beneficia el flujo de capitales hacia actividades productivas clave.

Las posturas populares en lo que respecta a la modelación y pronóstico de series de tiempo financieras, se encuentran bajo dos supuestos fundamentales, el primer supuesto, asume que los activos financieros, cuentan con suficiente información y son variables estocásticas lo que los convierte en algún grado predecibles; el segundo supuesto, afirma que estos activos siguen un paseo aleatorio y son el reflejo de toda la información disponible en el momento, lo que los convierte en impredecibles.

Los enfoques que han empleado los investigadores que apoyan el supuesto de que los activos son predecibles y han realizado trabajos en el mercado accionario, lo han hecho bajo el uso de variables de Análisis Técnico o uso de variables de Análisis Fundamental de forma independiente, siendo el primero el más popular entre los científicos. Las predicciones se han realizado con diversas técnicas, entre las que se destacan las estadísticas, econométricas o computacionales y en periodos de predicción de corto, mediano o largo plazo.

El trabajo de investigación presentado en este documento de tesis desarrolla una aplicación en la Bolsa Mexicana de Valores y pretende predecir los rendimientos diarios que presenta la acción del grupo Alfa S.A.B. de C.V. a través del uso de redes multicapa Feed Forward y el algoritmo Backpropagation. La investigación considera un enfoque de análisis híbrido, que integra tanto variables del análisis fundamental

como del análisis técnico, bajo la hipótesis que, con RNA y variables híbridas se proporcionan mejores predicciones que con otros modelos y técnicas.

Para dar respuesta a la hipótesis planteada, se identificaron cuidadosamente las variables que explican la variabilidad de la acción, esto a través de técnicas estadísticas como el ACP y los análisis de correlación. Se entrenaron múltiples arquitecturas con variables híbridas y técnicas, al tiempo que se desarrollaron modelos ARIMA para comparar los resultados de cada enfoque y método; de esta manera, se determinó cuál es más precisa.

Los hallazgos son importantes en lo que refiere a las predicciones con variables híbridas. A través del estudio empírico, se demostró que la precisión de los pronósticos mejora considerablemente con el enfoque híbrido propuesto en esta tesis, asimismo, la técnica que reflejó ser más precisa es la que utiliza RNA por encima de la técnica ARIMA, resaltando que la segunda, ha sido la más utilizada y aceptada por inversionistas. Los resultados se constituyen en una evidencia significativa para inversionistas de la BMV sobre la posibilidad de emplear herramientas computacionales para facilitar su proceso de toma de decisiones de inversión.

El documento está estructurado en seis capítulos: en el primero, se introduce el problema predictivo accionario, se expresan las motivaciones, justificaciones y beneficiarios de la investigación, seguido de una recopilación del estado del arte en esta materia; el segundo capítulo, recoge todas las teorías y conceptos que soportan la investigación y pretende introducir el lenguaje técnico que será empleado a lo largo del documento. El tercer capítulo, describe los métodos, tareas y técnicas empleadas para llegar a los resultados esperados. En los capítulos cuatro y cinco, se muestra el desarrollo metodológico que incluye la selección, recopilación, tratamiento estadístico de los datos y desarrollo de los modelos predictivos, estos capítulos soportan los resultados presentados en el capítulo seis. Finalmente, se presenta un apartado de conclusiones, consideraciones y trabajos futuros contemplados por el autor.

Table of Contents

Capítulo 1.....	1
1. Introducción	1
1.1 Antecedentes y Estado del arte	3
1.2 Justificación	8
1.3 Objetivos.....	10
1.4 Hipótesis General	11
Capítulo 2.....	12
2. Marco teórico de la investigación.....	12
2.1 El mercado de Valores.....	12
2.2 Modelación y predicción financiera.....	15
2.3 Análisis de Series de Tiempo Financieras	19
2.4 Grupos de entrenamiento, validación y pruebas	27
2.5 Análisis de Correlación.....	29
2.6 Análisis de Componentes Principales	30
2.7 Redes Neuronales.....	33
2.8 Modelos ARIMA.....	39
2.9 Estadísticos para evaluación de modelos.....	39
Capítulo 3.....	41
3. Metodología de la investigación.....	41
3.1 Primera etapa.....	43
3.2 Segunda etapa	44
3.3 Tercera etapa	45
3.4 Cuarta Etapa	46
3.5 Quinta Etapa.....	46
Capítulo 4.....	47
4. Selección y tratamiento de los datos.....	47
4.1 Selección del problema de predicción	47
4.2 Identificación y organización de series de tiempo	50

4.3	Preprocesamiento de las series de tiempo y reducción dimensional.....	56
Capítulo 5.....		67
5.	Desarrollo de los experimentos.....	67
5.1	Construcción del modelo.....	67
Capítulo 6.....		79
6.	Presentación de resultados	79
6.1	Comparación de resultados.....	81
7.	Conclusiones y trabajos futuros.....	88
Bibliografía		91
Anexos.....		98

Índice de Figuras

Figura 2.1 Observación diaria de un activo en IBEX35 02/01/2018 a 03/12/2010	21
Figura 2.2 Representación ventana deslizante de regresión en STF (precios)	25
Figura 2.3 Representación ventana deslizante.....	25
Figura 2.4: División de los datos en un modelo de predicción.....	28
Figura 2.5 Representación de analogía entre una Neurona Biológica y una RNA	34
Figura 2.6 Representación de una capa en una RNA	35
Figura 2.7: Funciones de transferencia logsig y tansig	36
Figura 2.8: Representación de una red multicapa	37
Figura 3.1 Metodología de la investigación	42
Figura 4.1 Cuadro comparativo con aplicación existente	49
Figura 4.2 Fuentes de datos (Logotipos)	50
Figura 4.3 Modelo de predicción y categorías de las variables.....	52
Figura 4.4 Presencia de Alfa en el mundo	54
Figura 4.5 División de datos conjuntos: entrenamiento, validación y pruebas	55
Figura 4.6 Precios de cierre acción ALFAA periodo 29/05/2015 a 28/06/2018	59
Figura 4.7 Precios de cierre Dólar periodo 29/05/2015 a 28/06/2018.....	59
Figura 4.8 Precios cierre Índice S&P IPC periodo 29/05/2015 a 28/06/2018.....	59
Figura 4.9 Valores atípicos en serie de tiempo: Futuros Trigo.....	61
Figura 4.10 Serie de precios transformada en serie de rendimientos 29/05/2015 a 28/06/2018.....	62
Figura 4.11 Serie de precios Dólar transformada en serie de rendimientos 29/05/2015 a 28/06/2018.....	62
Figura 4.12 Serie de Índice IPC transformada a serie de variaciones 29/05/2015 a 28/06/2018	62
Figura 4.13 Gráfico de sedimentación ACP (series híbridas).....	65
Figura 4.14 Gráfico de sedimentación ACP Variables (Series Técnicas)	66
Figura 5.1 Perceptrón multicapa Feed Forward con tres capas	67
Figura 5.2 Notación abreviada de la RNA	68
Figura 5.3 Función de transferencia Tan-Sigmoid.....	69
Figura 5.4 Función usada en la capa de salida	69
Figura 5.5 Valor de MSE y Tasa de aciertos en los experimentos para cada enfoque (etapa de entrenamiento)	71

Figura 5.6 Comparación de tasa de validación con tasas de entrenamiento superiores a 65%	73
Figura 5.7 Proyecciones de las predicciones para el conjunto de pruebas (Enfoque Híbrido)	75
Figura 5.8 Proyecciones de las predicciones para el conjunto de pruebas (Enfoque Técnico)	76
Figura 5.9 Notación de la mejor arquitectura de red (Enfoque Híbrido)	77
Figura 5.10 Notación de la mejor arquitectura de red (Enfoque Técnico)	78
Figura 5.11 Proyecciones de las predicciones para el conjunto de pruebas (ARIMA)	78
Figura 6.1 Proyección de rendimientos transformados en serie de precios (Híbrido Mediano Plazo)	80
Figura 6.2 Proyección de rendimientos transformados en serie de precios (Técnico Mediano plazo)	80
Figura 6.3 proyecciones de rendimientos transformados en serie de precios (ARIMA Mediano plazo)	80
Figura 6.4 Comparación proyecciones de rendimientos (Red Híbrida vs Red Técnica)	82
Figura 6.5 Tasas de aciertos en la predicción de la dirección (Red Híbrida vs Red Técnica)	82
Figura 6.6 Comparación proyecciones de rendimientos (ARIMA Híbrido vs ARIMA Técnico)	83
Figura 6.7 Tasas de aciertos en la predicción de la dirección (ARIMA Híbrido vs ARIMA Técnico)	83
Figura 6.8 Comparación proyecciones de rendimientos (Red Híbrida vs ARIMA Híbrido)	84
Figura 6.9 Tasas de aciertos en la predicción de la dirección (ARIMA Híbrido vs Redes Híbridos)	84
Figura 6.10 Comparación proyecciones de rendimientos (Red Técnica vs ARIMA Técnico)	84
Figura 6.11 Tasas de aciertos en la predicción de la dirección (ARIMA Técnico vs Redes Técnicas)	85
Figura 6.12 Matriz de resultados de la investigación	85
Figura D.1 Serie de tiempo: Futuros Zinc	101
Figura D.2 Serie de tiempo: Futuros Aluminio	101
Figura D.3 Serie de tiempo: Futuros Azúcar	102
Figura D.4 Serie de tiempo: Índice Banamex	102
Figura D.5 Serie de tiempo: Índice BMV IPC	102

Figura D.6 Serie de tiempo: Bursa Óptimo	102
Figura D.7 Serie de tiempo: Futuros Cobre	102
Figura D.8 Serie de tiempo: IRT CompMx	102
Figura D.9 Serie de tiempo: Índice DAX	102
Figura D.10 Serie de tiempo: MP Energía.....	102
Figura D.11 Serie de tiempo: Divisa Euro/MXN	103
Figura D.12 Serie de tiempo: MP Energy ER.....	103
Figura D.13 Serie de tiempo: Futuros Dólar	103
Figura D.14 Serie de tiempo: Futuros Gas Natural	103
Figura D.15 Serie de tiempo: Índice DJ industrial Metals	103
Figura D.16 Serie de tiempo: Índice Industrias Select.....	103
Figura D.17 Serie de tiempo: Índice INMEX	103
Figura D.19 Serie de tiempo: Índice IPC Inverse Daily.....	104
Figura D.20 Serie de tiempo: Índice IPC Sustainable	104
Figura D.21 Serie de tiempo: Índice IRT	104
Figura D.22 Serie de tiempo: Índice IRT LargeCap	104
Figura D.23 Serie de tiempo: Divisa RON/MXN	104
Figura D.24 Serie de tiempo: Índice IPC LeverageDaily.....	104
Figura D.25 Serie de tiempo: Divisa TRY/MXN.....	104
Figura D.26 Serie de tiempo: Futuros Maíz	104
Figura D.27 Serie de tiempo: Índice Manufacturing, Electricity & Water	105
Figura D.28 Serie de tiempo: Índice México-Brazil TR	105
Figura D.29 Serie de tiempo: Índice IPC MidCap	105
Figura D.30 Serie de tiempo: Índice Nasdaq.....	105
Figura D.31 Serie de tiempo: Índice NIKKEI 225	105
Figura D.33 Serie de tiempo: Divisa ARS/MXN	105
Figura D.35 Serie de tiempo: Futuros Brent	106
Figura D.36 Serie de tiempo: Futuros Crudo WTI	106
Figura D.37 Serie de tiempo: DJ MP Petróleo.....	106
Figura D.38 Serie de tiempo: Futuros Plata	106
Figura D.39 Serie de tiempo: Futuros Platino	106
Figura D.40 Serie de tiempo: Futuros Plomo	106
Figura D.41 Serie de tiempo: BRL/MXN	106
Figura D.42 Serie de tiempo: Índice Retail distributors	106

Figura D.43 Serie de tiempo: Tasa Interbancaria.....	107
Figura D.44 Serie de tiempo: Divisa RUB/MXN.....	107
Figura D.45 Serie de tiempo: Divisa INR/MXN.....	107
Figura D.46 Serie de tiempo: Índice S&P 500.....	107
Figura D.47 Serie de tiempo: Divisa PEN/MXN.....	107
Figura D.48 Serie de tiempo: Futuros Trigo.....	107
Figura D.49 Serie de tiempo: Divisa PLN/MXN.....	107
Figura D.50 Serie de tiempo: Divisa CNY/MXN.....	107
Figura F.1 Serie diferenciada: Futuros Zinc.....	109
Figura F.2 Serie diferenciada: Futuros Aluminio.....	109
Figura F.3 Serie diferenciada: Futuros Azúcar 11.....	109
Figura F.4 Serie diferenciada: Índice Banamex.....	109
Figura F.5 Serie diferenciada: Índice IPC.....	109
Figura F.6 Serie diferenciada: Índice Bursa Óptimo.....	109
Figura F.7 Serie diferenciada: Futuros Cobre.....	110
Figura F.8 Serie diferenciada: Índice IRT CompMx.....	110
Figura F.9 Serie diferenciada: Índice DAX.....	110
Figura F.10 Serie diferenciada: MP DJ Energy.....	110
Figura F.11 Serie diferenciada: Divisa Euro/MXN.....	110
Figura F.12 Serie diferenciada: MP Energy ER.....	110
Figura F.13 Serie diferenciada: Futuros Dólar.....	110
Figura F.14 Serie diferenciada: Futuros Gas Natural.....	110
Figura F.15 Serie diferenciada: Índice DJ Industrial Metals.....	111
Figura F.16 Serie diferenciada: Índice Industrial Select.....	111
Figura F.17 Serie diferenciada: Índice INMEX.....	111
Figura F.18 Serie diferenciada: Índice INPC.....	111
Figura F.19 Serie diferenciada: Índice Inverse Daily.....	111
Figura F.20 Serie diferenciada: Índice IPC Sustainable.....	111
Figura F.21 Serie diferenciada: Índice IRT.....	111
Figura F.22 Serie diferenciada: Índice LargeCap.....	111
Figura F.23 Serie diferenciada: Divisa RON/MXN.....	112
Figura F.24 Serie diferenciada: Índice Leverage Daily.....	112
Figura F.25 Serie diferenciada: Divisa Lira turca.....	112
Figura F.26 Serie diferenciada: Futuros Maíz.....	112

Figura F.27 Serie diferenciada: Índice IPC Midcap.....	112
Figura F.28 Serie diferenciada: Índice Nasdaq	112
Figura F.29 Serie diferenciada: Índice Nikkei225.....	112
Figura F.30 Serie diferenciada: Futuros Níquel	112
Figura F.31 Serie diferenciada: Divisa ARG/MXN	113
Figura F.32 Serie diferenciada: Divisa CLP/MXN	113
Figura F.33 Serie diferenciada: Futuros Brent.....	113
Figura F.34 Serie diferenciada: Futuros WTI.....	113
Figura F.35 Serie diferenciada: MP DJ Petroleum	113
Figura F.36 Serie diferenciada: Futuros Plata.....	113
Figura F.37 Serie diferenciada: Índice Brazil-Mexico	113
Figura F.38 Serie diferenciada: Índice Retail & Distributors	113
Figura F.39 Serie diferenciada: Divisa BRL/MXN	114
Figura F.40 Serie diferenciada: Divisa RUB/MXN	114
Figura F.41 Serie diferenciada: Divisa INR/MXN	114
Figura F.42 Serie diferenciada: Índice S&P 500.....	114
Figura F.43 Serie diferenciada: Divisa PEN/MXN	114
Figura F.44 Serie diferenciada: Futuros trigo	114
Figura F.45 Serie diferenciada: PLN/MXN	114
Figura F.46 Serie diferenciada: divisa CNY/MXN	114

Índice de Tablas

Tabla 1.1 Estudios que demuestran la predictibilidad de los mercados	6
Tabla 1.2 Variables de entrada seleccionadas en modelos predictivos	7
Tabla 1.3 Resumen de aplicaciones recientes en el área de estudio	8
Tabla 2.1 Índices de la Bolsa Mexicana de Valores.....	15
Tabla 2.2 Representación series de tiempo y patrones de entrada (4 índices x 3 días)	22
Tabla 4.1 Variables y series de datos consideradas	53
Tabla 4.2 Variables descartadas	54
Tabla 4.3 Matriz de correlación entre las series de tiempo.....	57
Tabla 4.4 Variables y series significativas para el modelo de predicción	57
Tabla 4.5 Prueba de Dickey-Fuller para serie de precios de ALFAA	60
Tabla 4.6 Prueba de Dickey-Fuller para serie de precios de cierre USD	60
Tabla 4.7 Prueba de Dickey-Fuller para serie S&P IPC.....	60
Tabla 4.8 Prueba de Dickey-Fuller a serie transformada ALFAA.....	63
Tabla 4.9 Prueba de Dickey-Fuller a serie transformada USD/MXN	63
Tabla 4.10 Prueba de Dickey-Fuller para serie transformada S&P IPC	63
Tabla 4.11 Análisis de componentes principales variables híbridas	65
Tabla 4.12 Análisis de componentes principales variables técnicas	66
Tabla 5.1 Rendimiento pronóstico de las RNA con mejores resultados (Entrenamiento)	72
Tabla 5.2 Preselección de redes con mejores desempeños en entrenamiento y validación	74
Tabla 5.3 Resultados de mejores redes etapas de entrenamiento, validación y pruebas	74
Tabla 5.4 Resumen de mejores arquitecturas por enfoque de análisis	77
Tabla 5.5 Resultados del modelo ARIMA	78
Tabla 6.1 Respuesta a las hipótesis planteadas	87
Tabla E.1 Resultados de las pruebas de Dickey-Fuller	108
Tabla H.1 Resultados experimentos de enfoque Híbrido (MSE).....	116
Tabla H.2 Resultados experimentos de enfoque Híbrido (Tasa de aciertos).....	117
Tabla H.3 Resultados experimentos de enfoque Técnico (MSE)	118
Tabla H.4 Resultados experimentos de enfoque Técnico (Tasa de aciertos).....	119
Tabla J.1 Predicciones de la Red Híbrida 367 por fecha.....	121
Tabla J.2 Predicciones de la Red Técnica 331 por fecha.....	123
Tabla J.3 Predicciones ARIMA Híbrido por fecha.....	126
Tabla J.4 Predicciones ARIMA Técnico por fecha.....	128

Lista de Acrónimos

ACP	Análisis de componentes principales
ALFAA	Acción de la empresa Alfa S.A.B de C.V.
ARIMA	Modelo autorregresivo integrado de media móvil
BMV	Bolsa Mexicana de Valores
BP	Backpropagation
CNBV	Comisión Nacional Bancaria y de Valores
FF	Feed Forward
IA	Inteligencia Artificial
IPC	Índice de precios y cotizaciones
MP	Materias Primas
MSE	Error cuadrático medio
MV	Mercado de valores
RNA	Redes neuronales artificiales
STF	Serie de tiempo financieras
SVMs	Máquinas de soporte vectorial
TA	Tasa de aciertos
VBA	Visual Basic para Aplicaciones

Terminología

p_t	Precio de un activo en tiempo t
t	Tiempo t
u_t	Sucesión de variables independientes con media 0
R_s	Rentabilidad simple
r_t	Rentabilidad continua
\hat{y}_t	Valor del tiempo t escalado
r	Coefficiente de correlación
σ_{xy}	Covarianza entre la variable x y la variable y
σ_x, σ_y	Son desviaciones típicas de las distribuciones
y_j	Factor o componente principal

k	Constante o vector propio
k'_j	Vector de constantes
Var	Varianza
λ	Valor propio
S	Numero de Neuronas
R	Número de entradas p
P	Vector de Entradas
$ W $	Matriz de pesos
b	<i>Bies</i>
f	Función de activación
a	Vector de salida de luna RNA
n	Entrada neta
$w_{s,r}$	Peso sináptico que relaciona la entrada r con la neurona s

Capítulo 1

1. Introducción

Desde la creación del mercado accionario en el siglo XVIII., los mercados de capitales han sido fundamentales para el desarrollo de las economías, pues, estos favorecen la transición del ahorro a la inversión y movilizan los recursos hacia actividades clave mediante la compra y venta de títulos (Charris-Fontanilla, Parody-Camargo, and Causad-Rodríguez 2016). Esta actividad comercial, se lleva a cabo por participantes en las bolsas de valores (BV), que han despertado interés en predecir el comportamiento de los mercados, para reducir la incertidumbre de sus inversiones y conocer sus niveles de retorno de forma anticipada (Fernández and Zamorano 2014).

Predecir el movimiento del mercado accionario, es importante en la previsión financiera y a pesar del gran volumen de estudios publicados, no existen técnicas consistentes funcionando de forma sostenida. Los enfoques de predicción, como el análisis fundamental y el técnico se diferencian por su alcance en el tiempo en predicciones de largo y corto plazo respectivamente (Gupta 2014). Las acciones son activos tan importantes que están influenciadas por variables económicas, sociales, políticas o culturales. Por tanto, resulta razonable considerar el valor de una acción en un instante, no como una variable determinística, sino como una variable aleatoria, considerando su trayectoria temporal como un proceso estocástico (Lamberton 2007).

Gracias a la importancia económica y al interés de los inversionistas en anticiparse al mercado accionario, muchos investigadores han centrado sus esfuerzos en comprender los fenómenos que influyen en la volatilidad de las acciones (Parody-Camargo, Charris-Fontanilla, and García-Luna 2016). A pesar de sus avances, se encuentra lejos de ser una línea de investigación agotada y hay mucho campo por explorar, pues la situación actual de las cotizaciones, han puesto en evidencia la necesidad de proyectar los precios con base en valores objetivos para evitar crisis económicas (Iñíguez 2003).

El reto de predecir los índices y precios de las BV ha logrado que en las últimas décadas se publiquen múltiples estudios. En general, se han empleado principalmente modelos ARIMA como el presentado por (Adebisi, Adewumi, and Ayo 2014), de regresión múltiple como el desarrollado por (Forslund and Akesson 2013), algoritmos genéticos como el expuesto por (Lakshman Naik et al. 2012) y, en la última década, con mayor frecuencia, aplicaciones con Redes Neuronales Artificiales (RNA) como la publicada por (Arrieta Bechara, Torres Cruz, and Velásquez Ceballos 2009). Los más exactos en la predicción, han sido los que usan metodologías computacionales y RNA (Rao et al. 2015).

Existen dos enfoques con los que se pueden desarrollar los modelos de predicción y son a través del análisis fundamental o del análisis técnico (Gupta 2014). Los trabajos publicados hasta el momento recogen dichos enfoques de forma separada, empleando las técnicas y metodologías mencionadas anteriormente y haciendo predicciones de corto, mediano o largo plazo.

El trabajo de investigación presentado en este documento desarrolla un método para la predicción de precios de la acción del grupo Alfa S.A.B. de C.V. que cotiza en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) con un alcance de corto plazo (diario). Se emplean Redes Feed Forward (FF) con el algoritmo Backpropagation (BP) y se considera un modelo de análisis híbrido que integra tanto variables del análisis fundamental como del análisis técnico para robustecer los resultados. Esto, partiendo del razonamiento que ambos análisis son considerados por los inversionistas en sus especulaciones. Las variables e índices serán seleccionados de acuerdo con los criterios que fueron recogidos en la revisión literaria y empleando técnicas estadísticas y de minería de datos como: El Análisis de Componentes Principales (ACP) y análisis de correlación.

El capítulo uno de este documento, presenta los antecedentes y el estado del arte de la investigación, en este también se encuentra la justificación, las hipótesis que se esperan comprobar y los objetivos planteados por el investigador. En el capítulo dos, se consiguieron los fundamentos teóricos que permitirán al lector introducirse al lenguaje, a los conceptos y técnicas que serán empleados durante toda la investigación. El capítulo tres, describe la metodología empleada separada por etapas

y actividades. Los capítulos cuatro y cinco, presentan el desarrollo de la metodología y finalmente el capítulo 6 las conclusiones y consideraciones finales del proyecto.

1.1 Antecedentes y Estado del arte

Los mercados de títulos valores, encuentran su origen en Atenas con el *Emporion* y en Roma con el *Collegium Mercatorum* (493 A.C.), eran lugares donde mercaderes se reunían a realizar transacciones. Cuando los bárbaros invadieron el Imperio Romano y, con el fin del Feudalismo, la familia *Van der Bursen*, en el Siglo XIII, dio origen formal al mercado de capitales en Bélgica. (Andrade Rodríguez, Banda Mora, and Gómez Walteros 2015).

Con el nacimiento del capitalismo, se fortalecen los mercados y se fomenta la fundación de varias Bolsas en Europa y Estados Unidos como la Bolsa de Amberes en 1460, la de Londres y Lyon en 1595 y la Bolsa de Valores de Nueva York en 1792. En América Latina, los mercados de valores se instituyeron a finales del S. XIX y comienzos del S. XX coincidiendo con el desarrollo del sistema financiero en la región (Andrade Rodríguez, Banda Mora, and Gómez Walteros 2015).

El origen de la BMV se remonta a 1894 durante el Porfiriato. Surgió con la fundación de la Bolsa Nacional liderada por un grupo de corredores reconocidos. En 1928, la bolsa quedó bajo la regulación de la Comisión Nacional Bancaria, hoy Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV). En 1975, con la expedición de la Ley del Mercado de valores (MV), se incorporan las Bolsas que operaban en Guadalajara y Monterrey y se le asigna el nombre con el que hoy se le conoce (Vera-Castillo and Rosado-Muñoz 2010).

Después de que se establecen las primeras industrias en Monterrey, Don Roberto Garza fundó en 1974 la empresa Alfa S.A.B de C.V. (Alfa), con tres unidades de negocio: Hojalata y Lámina, Empaques de cartón y minería; un año más tarde, adquirió empresas de Polioles y Nylon y En 1978 y 1979 diversificó con negocios en el sector petrolero, aparatos eléctricos, maquinaria agrícola, motos, fundición, etc. Al tiempo, empezó a cotizar sus acciones en la BMV bajo el nombre de ALFAA. En los últimos años, Alfa ha enfrentado crisis por la baja del petróleo, la apreciación del dólar y el aumento en los precios de materias primas, sin embargo, su acción se mantiene como

una de las más cotizadas de la bolsa y su plan de diversificación continúa en curso (Alfa S.A.B. de CV 2018).

El surgimiento de BV en el mundo, despertó el interés de investigadores e inversionistas de predecir los movimientos de las acciones, han aplicado diversos métodos como los estadísticos, con enfoques lineales, no lineales o híbridos. La simulación de Monte Carlo (Vera-Castillo and Rosado-Muñoz 2010), u otros que integran algoritmos de inteligencia artificial (IA) y han demostrado la utilidad de las RNA en problemas de predicción. (Sim Vui et al. 2013).

La importancia de las BV como instrumentos útiles para las empresas que requieren capital y para los inversionistas que disponen de fondos para opciones de inversión, justifica la relevancia de este estudio pues, proporciona un mayor conocimiento sobre la BMV y deriva en una herramienta que reduce la incertidumbre en los inversionistas, por tanto, resultaría en un aumento de participantes que financian empresas mexicanas, a través de este mecanismo.

1.1.1 Tipos de modelos de predicción

Los modelos matemáticos, han empleado dos enfoques convencionales: el análisis técnico y el análisis fundamental. El primero, es un enfoque numérico de series de tiempo para predecir los mercados, basándose en datos históricos y empleando gráficos como herramienta principal. El segundo, es un estudio de los factores que afectan la oferta y la demanda, se realiza mediante el análisis, recopilación e interpretación de la información provista por las empresas en sus informes, balances, declaraciones, noticias, etc. (Vui et al. 2013).

Los primeros modelos empleados para la predicción de series de tiempo financieras fueron los lineales por su fácil interpretación. A principios de la década de 1980, los más usados para modelar el comportamiento accionario fueron los ARMA. Sin embargo, pasada la década se le da más importancia a la volatilidad de las acciones que a la media de los datos y los modelos ARCH y GARCH se hicieron populares (Alonso and Garcia 2009). El problema de ARCH y GARCH, es que son útiles para predecir la volatilidad del mercado pero no son capaces de capturar todas las características de los datos (García et al. 2013).

En el año 2000 (Chang, Yeung, and Yip 2000), relacionaron indicadores económicos y macroeconómicos a través de un modelo de regresión múltiple y, con ayuda de gráficos, presentaron las variables que más se relacionaban con la BV. Los estudios en esta materia continuaron y (Lasfer, Melnik, and Thomas 2003) realizaron un estudio que recoge el comportamiento del precio accionario, centrándose en los precios diarios del mercado y empleando 39 índices de las BV. Se demostró que después de periodos de estrés, el desempeño de los mercados emergentes es más irregular.

El modelo introducido por Box y Jenkins en 1970, conocido como modelo ARIMA, es el más popular por su éxito en las predicciones, sin embargo, este tiene dificultad para capturar patrones no lineales. La mejora de los modelos ARIMA se dio con la integración de máquinas de vectores (SVMs), proponiendo una metodología híbrida para la previsión de precios de acciones (Pai and Lin 2005). Mas adelante, (Bhardwaj and Swanson 2006) introdujeron un nuevo modelo llamado ARFIMA que utiliza varios procedimientos permite hacer mejores predicciones. Las técnicas estadísticas siguen teniendo vigencia en aplicaciones predictivas ejemplos de esto es el publicado por (Ariyo, Adewumi, and Ayo 2014) realizado en la BV de Nigeria.

Otras técnicas utilizadas por expertos en los últimos años son las RNA. En este sentido, (Arrieta Bechara, Torres Cruz, and Velásquez Ceballos 2009) las empleó para el pronóstico de la acción de Suramericana de Inversiones S.A. y las comparó con modelos econométricos. El resultado fue que obtuvo mayor precisión en las predicciones diarias con RNA. Arrieta concluye que la habilidad de las técnicas estadísticas se reduce a medida que las series de tiempo se hacen complejas mientras que las RNA con suficientes datos y una arquitectura adecuada son por mucho más eficientes.

Las aplicaciones con RNA en la predicción de acciones, han sido desarrolladas en las BV de Atenas, Nigeria, India, Taiwan, Colombia, entre otros y en la predicción de índices accionarios como DAX y S&P 500 y NASDAQ. estos estudios han confirmado el hecho que las redes BP son herramientas poderosas para pronósticos a corto plazo (Parody-Camargo, Charris-Fontanilla, and García-Luna 2016).

1.1.2 Estudios que demuestran la predictibilidad de los mercados

Existen opiniones divididas respecto a la posibilidad de predecir o no los mercados de valores, algunos estudios han asegurado que la Hipótesis de Mercados Eficientes (HME), es el enfoque adecuado. La HME se centra en la imposibilidad de predecir rendimientos o precios de las acciones, basados en análisis de movimientos pasados del mercado. Por otra parte, otros estudios ampliamente aceptados, han demostrado que los mercados de valores son en algún grado predecibles. la Tabla 1.1, presenta algunos estudios realizados que concluyen la posibilidad o no, de realizar predicciones de los MV y sirve como punto de partida para establecer el estado del arte.

Tabla 1.1 Estudios que demuestran la predictibilidad de los mercados

<i>Nº</i>	<i>Conclusion</i>	<i>Autor (es), (año)</i>	<i>Título</i>	<i>Publicado en:</i>
1	No es posible	(Blakey 2006)	The efficient market approximation	IEEE Microwave magazine
2	No es posible	(Yongxin 2009)	Discussing on trend to efficient Market hypothesis of securities and futures market	International Conference on Information Management.
3	Es posible	(Nair et al. 2010)	Application of hybrid adaptative filters for stock market prediction	International Conference on Communication and Computational intelligence
4	Es posible	(Zhang, Liu, and Yu 2012)	A novel instantaneous frequency algorithm and its application in stock index movement prediction.	Journal of Selected Topics in Signal Processing
5	No es posible	(Duarte Duarte and Mascareñas Pérez-Iñigo 2014)	Comprobación de la eficiencia débil en los principales mercados financieros latinoamericanos	Revista de Estudios gerenciales
6	Es posible	(Rajput and Bobde 2016)	Stock Market prediction using Hybrid approach	International Conference on Computing, communication and Automation
7	Es posible	(Darwen 2018)	Questioning the efficient markets hypothesis: Big data evidence of non-random stock prices	International Conference on Big Data Analysis

Fuente: Elaboración propia

1.1.3 Variables de entrada que se han considerado en los estudios

Los enfoques de predicción empleados en las investigaciones publicadas se han basado tradicionalmente en métodos econométricos, estadísticos o de RNA y se han centrado en los movimientos pasados del mercado. Estos enfoques han empleado diferentes variables de entrada para predecir los retornos. Algunas aplicaciones se

presentan en la Tabla 1.2. En esta, se indica cuáles fueron las variables seleccionadas como entradas a los modelos, poniendo en evidencia la prevalencia en el uso de series de tiempo relacionadas con el análisis técnico. La aplicación presentada en este documento emplea series de tiempo que hacen parte tanto del análisis técnico como del análisis fundamental (enfoque híbrido). Este enfoque de análisis híbrido ha sido poco explorado en las aplicaciones publicadas.

Tabla 1.2 Variables de entrada seleccionadas en modelos predictivos

<i>No</i>	<i>Variabes seleccionadas</i>	<i>Autor (es), (año)</i>	<i>Título</i>	<i>Publicado en:</i>
1	Precios diarios de la acción	(Pérez-Rodríguez, Torra, and Andrada-Félix 2005)	STAR and ANN models: Forecasting performance on the Spanish "Ibex-35" stock index	Journal of Empirical finance
2	Tendencias, precios anteriores, fuerzas.	(Koulouriotis et al. 2005)	Development of dynamic cognitive networks as complex systems approximators: validation in financial time series	Journal of Applied Sof Computing
3	Volumen, apertura, cierre, mayor y menor precio.	(Chun and Park 2005)	Dynamic adaptive ensemble case-based reasoning: application to stock market prediction	Journal of Expert Systems with applications
4	Índices de S&P y tasa de cambio del Yen	(Huang, Nakamori, and Wang 2005)	Forecasting stock market movement direction with support vector machine	Journal of Computers Operations Research
5	Índices, Materias primas, divisas, tasas, acciones	(Arrieta Bechara, Torres Cruz, and Velásquez Ceballos 2009)	Predicciones de modelos econométricos y redes neuronales	Semestre Económico
6	Dos retornos del índice bursátil rezagado	(Constantinou et al. 2012)	Regime switching and artificial neural network forecasting of the Cyprus stock exchange daily returns	International Journal of Finance and Economic

Fuente: Elaboración propia

1.1.4 Aplicaciones de predicción de acciones con RNA

En la revisión del estado del arte, se encontraron aplicaciones donde se han empleado varios métodos de las ciencias de la computación para pronosticar precios del MV. Esta investigación se centra en la predicción con RNA y en particular con un enfoque de análisis híbrido. En la Tabla 1.3, se presenta una revisión de algunas de las aplicaciones desarrolladas en los últimos 10 años con RNA y el enfoque de análisis aplicado. Se demuestra la vigencia del campo de investigación y la utilidad de esta

aplicación con el aporte al estado del arte de estudios que emplean enfoques de análisis híbridos.

Tabla 1.3 Resumen de aplicaciones recientes en el área de estudio

<i>No</i>	<i>Tipo de análisis</i>	<i>Autor (es), (año)</i>	<i>Título</i>	<i>Publicado en:</i>
1	Técnico	(Bahrun and Taib 2009)	Selected Malaysia Stock Predictions using artificial neural network	International Colloquium on Signal Processing & Applications
2	Técnico	(Dhar, Mukherjee, and Ghoshal 2010)	Performance evaluation of neural network approach in financial prediction: evidence from Indian Market	International Conference on communication and computational intelligence
3	Técnico	(Bekiros 2011)	Sign Prediction and Volatility Dynamics with hybrid neuro fuzzy approaches	IEEE Transactions on neural networks
4	Híbrido	(A, Adebisi et al. 2012)	Stock price prediction using Neural network With Hybridized Market indicators	Journal of Emerging Trends Computing and Information Sciences
5	Fundamental	(Chen and Chen 2013)	A fundamental analysis-based method for stock market forecasting	Fourth International Conference on Intelligent Control and Information Processing
6	Fundamental	(Tirea and Negru 2014)	Intelligent Stock Market Analysis System – A Fundamental and Macro-economic Analysis Approach	International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing
7	Técnico	(Laboissiere, Fernandes and Lage 2015)	Maximum and minimum stock price forecasting of Brazilian power distribution companies based on ANN	Journal of Expert Systems with applications
8	Técnico	(Moghaddam, Moghaddam, and Esfandyari 2016)	Stock market index prediction using artificial neural network	Journal of Economics, Finance and administrative science
9	Técnico	(Singh and Srivastava 2018)	Stock prediction using Deep learning	Journal of Multimedia Tools and Applications
10	Técnico	(H. Liu and Song 2018)	Stock trends forecasting by multi-layer stochastic ANN bagging	International conference on technologies with Artificial Intelligence

Fuente: Elaboración propia

1.2 Justificación

Las BV son espacios fundamentales para el desarrollo de las economías porque con su actividad movilizan recursos hacia actividades económicas clave para el crecimiento económico de los países y además contribuyen al financiamiento de grandes

empresas con capitales provenientes de inversionistas (Charris-Fontanilla, Parody-Camargo, and Causad-Rodriguez 2016). En este sentido, predecir los rendimientos de las acciones favorece el manejo adecuado de las inversiones pues reduce el riesgo y a pesar de la dificultad que tiene predecir mercados, el interés de investigadores e inversionistas alrededor del mundo, sigue vigente (Fernández and Zamorano 2014).

Los MV son considerados por algunas economías como indicadores económicos, sin embargo, de acuerdo con el CEF¹, este paradigma debe cambiar para que puedan impactar el sector productivo del país y permitan a los empresarios captar recursos. En otras palabras, fortalecer y constituir los MV como una herramienta clave en los procesos de financiamiento industrial (Centro de Estudios de las Finanzas Públicas 2009). En consecuencia, una forma de fortalecer el sector bursátil sería aumentando el número de inversionistas que participan en él. Según (Vera-Castillo and Rosado-Muñoz 2010) lograr este aumento es difícil por la gran cantidad de mitos e incertidumbres que existen en torno a la bolsa. Una forma de aumentar el número de inversionistas sería proveer herramientas que permitan minimizar riesgos y brindar seguridad sobre las ganancias que obtendrán las inversiones. En virtud de cumplir este enunciado, la investigación desarrollada en este documento deriva en una herramienta que contribuye a reducir incertidumbres y a proporcionar seguridad sobre las inversiones.

Si bien, la predicción de los rendimientos y precios de las acciones ha sido explorado ampliamente, consolidando un extenso estado del arte compuesto por conceptos, teorías, modelos y metodologías (Parody-Camargo, Charris-Fontanilla, and García-Luna 2016), las aplicaciones en la BMV son limitadas. Esto pone en evidencia la necesidad de explorarla, pues la volatilidad en las cotizaciones de las empresas (*por la llamada burbuja tecnológica*), ponen en riesgo las inversiones y resaltan la necesidad de invertir en acciones bajo criterios objetivos (Iñíguez 2003).

En esta investigación, se desarrolla una aplicación para la predicción de los rendimientos diarios que presenta la acción ALFAA, participante en la BMV. Se aprovechan las propiedades predictivas de las redes multicapa FF y el algoritmo BP, se considera un enfoque de análisis híbrido que integra tanto variables del análisis

¹ Centro de Estudios de las Finanzas Públicas de la Cámara de Diputados LXI Legislatura de México

técnico como del análisis fundamental y pretende proveer una evidencia a los inversionistas de la BMV sobre la posibilidad de emplear técnicas, que faciliten el proceso de toma de decisiones de inversión. Se espera que esta experiencia sea útil para empresas de la industria bursátil como: Fondos de inversión, Calificadoras de valores, sociedades administradoras de inversión, proveedores de precios, sociedades fiduciarias o “traders” de mercados descentralizados y de operación diaria como Forex.

El valor teórico de esta aplicación se fundamenta en la integración de variables que se contemplan tanto en análisis técnicos como fundamentales pues, propone un enfoque más robusto que los realizados hasta ahora. Las conclusiones aportan una base que soportará la aceptación o rechazo de la HME desarrollada por Fama en 1964. Se espera que los resultados obtenidos se puedan generalizar en aplicaciones con otras acciones y BV alrededor del mundo. Se espera que el resultado de esta investigación sea más eficiente que otras técnicas y aplicaciones debido al enfoque de análisis híbrido y que puedan replicarse en diversas acciones y BV alrededor del mundo.

1.3 Objetivos

1.3.1 General

Predecir los rendimientos diarios y la dirección que toma la acción ALFAA que cotiza en la Bolsa Mexicana de Valores mediante el uso de Redes Neuronales Artificiales.

1.3.2 Específicos

- Identificar variables del análisis técnico y fundamental que se relacionen con la variación diaria de la acción ALFAA.
- Aplicar el algoritmo Backpropagation en Redes Neuronales multicapa, definiendo la mejor arquitectura para las predicciones.
- Medir la efectividad de la Red Neuronal entrenada a través del estudio comparativo con otros métodos estadísticos propuestos.
- Determinar el impacto que experimentan las predicciones al aplicar un enfoque híbrido de análisis.

1.4 Hipótesis General

La aplicación de Redes Neuronales Artificiales con un enfoque que integre variables de análisis técnico y análisis fundamental permitirá predecir con mayor precisión los rendimientos diarios de la acción ALFAA.

1.4.1 Hipótesis específicas

H1: Se pueden identificar variables del análisis técnico y fundamental que se relacionan con las variaciones del precio diario de la acción ALFAA.

H2: Existe una arquitectura de Red Neuronal que emplea el algoritmo Backpropagation capaz de modelar los rendimientos diarios de la acción ALFAA.

H3: El enfoque de Redes Neuronales ofrece predicciones más precisas que otros métodos estadísticos propuestos.

H4: El uso de variables híbridas mejora el pronóstico de los rendimientos diarios de la acción ALFAA.

Capítulo 2

2. Marco teórico de la investigación

Este capítulo recoge las teorías y fundamentos conceptuales que soportan la investigación, el objetivo de esta sección es introducir un lenguaje técnico que permita dar nombre a los fenómenos que se abordan. Los conceptos presentados a continuación, facilitaran la comprensión del fenómeno predictivo de series financieras, de los elementos que las componen y las relaciones que pueden establecerse entre estos.

Algunos conceptos que se revisarán son: Mercado de Valores, Hipótesis de Mercados Eficientes, Redes Neuronales Artificiales, modelos ARIMA, Series de tiempo financieras, Estudios de Correlación, Análisis de Componentes Principales y Medidas de rendimiento.

2.1 El mercado de Valores

El mercado de valores está compuesto por un conjunto de instituciones y agentes financieros que tienen como objeto negociar acciones, obligaciones o bonos, captando el ahorro de empresas o particulares y dirigiéndolas a aquellas empresas con necesidades de financiamiento. Esta situación, dota al mercado de valores de liquidez porque permite que inversionistas compren y vendan acciones en cualquier momento.

2.1.1 Tipos de mercados de valores

Existen dos tipos de mercados, el mercado primario, que es donde se lleva a cabo la colocación de activos directamente por la empresa que busca financiamiento (emisión de acciones); y el mercado secundario, que es donde las acciones emitidas son comercializadas en tiempo real; el secundario, es el encargado de dotar de liquidez al sistema de valores (Centro de Estudios de las Finanzas Públicas 2009).

2.1.2 Bolsa Mexicana de Valores

La BMV es una institución mexicana a la que acuden inversionistas como opción para proteger y hacer crecer su ahorro financiero; los inversionistas, aportan recursos que permiten a empresas y gobiernos financiar proyectos productivos que generan riqueza. La BMV ha fomentado el desarrollo en México junto a instituciones del sector financiero, canalizando el ahorro hacia la inversión y convirtiéndose en fuente de crecimiento y empleo en el país.

Dentro de sus funciones está: proporcionar espacios físicos y electrónicos para operaciones de oferta y demanda, publicar información relativa a los valores inscritos en la BMV y expedir normas que establezcan estándares de conducta justas y equitativas (Centro de Estudios de las Finanzas Públicas 2009).

2.1.3 Participantes de la BMV

De acuerdo con la Ley del Mercado de Valores², los participantes de la BMV pueden ser: Casas de bolsa, Instituciones de crédito, aseguradoras, afianzadoras, Sociedades de inversión, AFORES y otras personas que la SHCP determine. Estos participantes son conscientes del riesgo que significa la inversión en acciones y se someten a este, a cambio de la posibilidad de obtener mayores utilidades (Centro de Estudios de las Finanzas Públicas 2009).

2.1.4 Factores que afectan la oferta y demanda de valores

Dentro de los factores que afectan la oferta y demanda en el precio de las acciones según (Puentes-Pérez 2015) se encuentra:

- Situación financiera de la empresa emisora reflejada en los estados financieros.
- Entorno político y social del país.
- Entorno extranjero.
- Factores Micro y Macroeconómicos.
- Ánimo de inversionistas.
- Comportamiento del mercado.

² Ley del mercado de Valores, última actualización 1 de marzo de 2018

2.1.5 Indicadores del mercado de valores

Un indicador del MV, es una serie de puntos de datos, que se derivan de precios y se calculan a partir de una fórmula; son una combinación de: precio de apertura, precio de cierre, precio mayor y precio menor en un periodo de tiempo. Por tanto, se definen como una serie temporal de puntos de datos al que se le han aplicado comparaciones entre niveles de precios actuales y pasados. Un indicador ofrece información para alertar, confirmar o predecir especulaciones en el MV (Lakshminarayanan 2005).

Los inversionistas emplean indicadores para sus predicciones, los eligen evaluando su importancia en relación con la acción que van a predecir. Es frecuente que muchos indicadores sean pasados por alto o que se incluyan demasiados indicadores; esto último, porque se tiene la errada creencia que entre más indicadores se tengan en cuenta, la predicción será mejor; sin embargo, si los datos de entrada no son relevantes respecto a la salida, la predicción será compleja (Lakshminarayanan 2005).

Los indicadores están clasificados en general como:

- Indicadores de momento de mercado
- Indicadores de volatilidad de mercado
- Indicadores de tendencia del mercado
- Indicadores de amplio mercado
- Indicadores generales de impulso

2.1.6 Índice de precios y cotizaciones (IPC)

De acuerdo con la definición oficial de la BMV, "Este es el principal indicador de la BMV y sirve para expresar el rendimiento del mercado accionario en función de las variaciones de precios de una muestra balanceada, ponderada y representativa del conjunto de acciones cotizadas en la bolsa" . El IPC es considerado el indicador más importante para comprender las fluctuaciones del mercado accionario, ya que selecciona entidades emisoras líderes y su cálculo incorpora el valor de capitalización de las emisoras.

2.1.7 Otros índices en la BMV

Existen otros índices importantes como: INMEX, el IMC30, el IDIPC, el IRT, HABITA, el IPX CompMX, Entre otros que se presentan en la Tabla 2.1. Sin embargo, el IPC es el más importante y representativo del mercado de capitales en México. Esta investigación tendrá en cuenta además del IPC otros indicadores que presenten fuerte correlación con la acción de ALFAA.

Tabla 2.1 Índices de la Bolsa Mexicana de Valores

INDICE	NOMBRE	INDICE	NOMBRE
IPC	Índice de precios y cotizaciones	AT4	Retornos totales de minoristas y distribuidores
INMEX	Índice de mayor capitalización	BMX	Índice Banamex 30
IPC CompMx	Índice compuesto del mercado accionario	FTWIMEXL	Ftse Mexico
IMC30	Índice de mediana capitalización	BMB	Índice Mexico-Brasil 15
MXAS7	Índice de servicios comerciales	BMBRT	Retornos totales Mexico-Brasil 15
MXSE04	Índice de consumo discrecional	AT7	Retornos totales servicios comerciales
MXSE05	Índice de productos básicos de consumo	IDDMX	IPC apalancamiento diario
MXSE07	Índice de servicios financieros	IDIMX	IPC inverse daily
MXSE06	Índice de salud	MXXLG	IPC de amplia capitalización
IH	Índice habita	MXXMI	IPC de mediana capitalización
MXSE03	Índice de industrias seleccionadas	MXXSM	IPC de pequeña capitalización
MXSE02	Índice de materiales seleccionados	GIMX	IPC Sustentable
MXSE09	Índice de servicios de telecomunicaciones	GTMX	Retornos totales de IPC sustentable
AT3	Índice de retornos totales de construcción	IRT	Índice de rendimientos totales
BMVA	Retornos totales de consumos de primera necesidad	IRTCP	Índice de rendimientos totales compuesto
AT6	Retornos totales servicios financieros	IRTLG	Índice de rendimientos totales amplia cap
HT	Retornos totales habita	IRTMÍ	Índice de rendimientos totales mediana cap
BMVI	Retornos totales industrias seleccionadas	IRTSM	Índice de rendimientos totales pequeña cap
AT5	Retornos totales infraestructura y transporte	IMEBZ	Índice de México-Brasil
AT2	Retornos totales manufactura, electricidad y agua	IMEBZRT	Retornos totales Índice de mexico-brasil
BMVM	Retornos totales de materiales seleccionados	AT1	Retornos totales de minería y agricultura

Fuente: Elaboración propia

2.2 Modelación y predicción financiera

Respecto a la perspectiva teórica de modelación y pronóstico de series financieras, se encuentran importantes contribuciones empíricas del comportamiento de activos financieros, en 2013 a los estadounidenses *Eugene Fama, Robert Shiller y Lars Peter Hansen* se les concedió el Nobel de Economía por sus aportes en la comprensión de precios de activos desde fundamentos completamente contrarios como: 1) la racionalidad de los mercados, 2) la imperfección de los mercados y 3) las relaciones intersectoriales entre sectores reales y financieros de la economía (Quiroga 2017).

2.2.1 Hipótesis de Mercados Eficientes

La HME presentada por Fama en 1964, revela que los mercados son el reflejo de toda la información disponible, esto indica que no se puede seguir una regla de comercio, que proporcione sistemáticamente beneficios; por lo que las posibles ventajas desaparecen rápidamente. Según la HME los precios de acciones reflejan tanto la información de los hechos que han ocurrido como aquellos que el mercado espera que ocurran. Esta, es la teoría más discutida y se desarrolla de tres formas:

- Fuerte: los mercados siguen el camino de la caminata aleatoria³ y es imposible predecir precios futuros con precios pasados porque estos son el resultado de todos los datos públicos y privados disponibles. (Bierman 2006).
- Semi Fuerte: el precio de las acciones es resultado de toda la información pública disponible y se reflejan de forma instantánea en el precio de la acción (Bierman 2006).
- Débil: los precios futuros no se pueden analizar con precios pasados, por lo que no se pueden obtener beneficios adicionales haciendo análisis históricos, implica que no existen relaciones entre las series de precios (Quiroga 2017).

Múltiples investigadores han presentado objeciones a la HME pues esta implicaría que es imposible obtener rendimientos superiores a los del promedio del mercado, lo que en la práctica ha sido rebatido pues inversores como Warren Buffet y Peter Lynch han logrado superar el promedio del mercado por más de 20 años. Algunas visiones indican que, si alguien logra modelar la estructura de los precios, tendrá información que le permitirá superar los rendimientos del mercado (Bierman 2006).

2.2.2 Irracionalidad de los mercados

Este enfoque fue aportado por *Robert J. Shiller* (creador del índice S&P) quien analizó la variabilidad de los rendimientos de los activos sin riesgo en el corto y largo plazo encontrando una marcada volatilidad, contradujo el supuesto que, el promedio de las tasas de interés de largo plazo debe ser igual al promedio de corto plazo. Para él, la volatilidad hace a los mercados ineficientes, imperfectos y potencialmente predecibles (Quiroga 2017).

³ Es una formalización matemática que resulta de hacer sucesivos pasos aleatorios, posee la propiedad de Markov, lo que indica que la distribución del paso siguiente será independiente de la posición o el tiempo transcurrido.

En su análisis de las acciones en 1981 encontró que la variación de las cotizaciones era superior a la variabilidad de los dividendos, esto permitía estimar la estacionalidad de los precios indicando los momentos en donde sería recomendable comprar y vender en base a indicadores que permitían predecir el comportamiento de la acción a largo plazo, pero imposible a corto plazo. Este enfoque contradice el de la HME en donde no debería existir una regularidad empírica (Quiroga 2017). En resumen, los inversores se comportan irracionalmente optimistas en los “booms” e irracionalmente pesimistas en las “crisis” generando burbujas especulativas periódicamente.

2.2.3 Método Generalizado de Momentos

El tercer enfoque aportado por *Lars Peter Hansen* desde el campo de la econometría fue el Método Generalizado de Momentos que se centra en analizar desviaciones en el comportamiento del inversor racional; este tiene en cuenta restricciones institucionales y cómo bajo condiciones de alta expectativa las acciones riesgosas se mantienen en tiempos inusualmente racionales. En este método se valoran los riesgos y su relación con los diferentes plazos en los que el riesgo afecta la cotización, en suma, existen relaciones entre los sectores financieros de la economía que afectan la valoración de los activos financieros (Quiroga 2017).

2.2.4 Predictibilidad de los mercados financieros

Existen dos teorías populares en referencia a las predicciones de mercados financieros. La primera, asume que el precio de un activo financiero cuenta con información suficiente y útil para predecir su comportamiento pues los mercados siguen patrones; esto quiere decir que los comportamientos pasados tienden a repetirse en el futuro (Murphy 2000). Esta posición fue confirmada por (De Arce Borda 2004) quien afirmó que la clave de estos modelos está en considerar información pasada de la variable en estudio y observarla como un factor que explica su comportamiento presente y por ende su comportamiento futuro el cual es susceptible a predicciones.

La segunda, plantea que no es posible predecir los precios futuros a con precios pasados porque las acciones están determinadas por un paseo aleatorio. Esto debido a que los cambios en los precios de las acciones están aleatoria, independiente e

idénticamente distribuidas, según esta perspectiva, cualquier información nueva que les permita a los inversores obtener una oportunidad de ganancia extraordinaria, sería rápidamente arbitrada por ser un hecho contra intuitivo (Delfiner 2002).

Algunos autores, sugieren que las empresas pueden evaluar el precio de sus acciones con indicadores como: Ganancias, dividendos, flujos de caja, ingresos, tasas de crecimiento, etc., esto se conoce como *Análisis Fundamental* y es empleado en pronósticos de largo plazo. En esta materia, *Benjamín Graham*, demostró la utilidad de este enfoque de análisis, con indicadores de rendimiento financiero⁴ porque inciden en el precio de acciones y porque existe correlación entre las acciones y los datos fundamentales (Bierman 2006).

Antes de modelar la red neuronal, es necesario comprender cuáles deben ser las entradas que ejercerán influencia en la predicción, para ello, estos datos deben soportarse en las teorías y modelos de predicción mencionados anteriormente. La evaluación y pronóstico de inversiones se han realizado con dos enfoques principales que son el Análisis Técnico y el Análisis Fundamental, los cuales serán integrados simultáneamente en esta investigación.

2.2.5 Análisis Fundamental

Este análisis se basa en intentar estimar o predecir los valores que alcanzan las acciones con rendimientos pasados, este tipo de análisis no es fiable para periodos de análisis cortos lo que obliga que se tengan que recalcular en forma permanente. Lo primero que se tiene en cuenta en este análisis son los estados contables de la empresa que pueden presentarse anual, semestral o trimestralmente. Algunos de los ratios más importantes de acuerdo con (Chen and Chen 2013) son:

- Inflación y Tasas de Interés
- Ratio de liquidez
- Ratio de endeudamiento
- Ratio de gastos financieros
- Beneficio por acción
- Flujo de caja

⁴ Son ratios que tratan de analizar el estado de la empresa y que se agrupan en 4 categorías: liquidez, rentabilidad, endeudamiento y de gestión.

- Rentabilidad de fondos propios
- Rentabilidad de activos

2.2.6 Análisis Técnico

Aquellos que aplican el Análisis Técnico creen que una importante porción del comportamiento accionario depende de factores psicológicos y si se logra entender la dinámica psicológica del mercado se pueden obtener mayores rendimientos. El Análisis Técnico utiliza información comercial y el movimiento de los precios haciendo caso omiso de la información relativa a la empresa, es decir, consideran las series de volumen de transacciones o precios diarios. Este tipo de análisis tiene dos enfoques que son: El Chartismo⁵ y el análisis cuantitativo⁶ (Puentes-Pérez 2015).

2.3 Análisis de Series de Tiempo Financieras

Las Series de Tiempo Financieras (STF) son un conjunto de valores observados y registrados en intervalos temporales regulares y secuenciales (días, semanas, meses, trimestres, semestres, años, etc.) para ser analizados. El análisis de una STF requiere identificar sus componentes, aplicar técnicas estadísticas y realizar posteriormente proyecciones o pronósticos de eventos futuros (Monsalve and Harmath 2015).

Las STF tienen 5 componentes: 1) Tendencia o componente de largo plazo que constituye la base de crecimiento o declinación de una serie. 2) Fluctuación cíclica, que es el conjunto de fluctuaciones en forma de onda producidas por los cambios en las condiciones económicas. 3) Variación estacional que se refiere al patrón de cambio ocurrido regularmente en el tiempo y se repite indefinidamente. 4) Aleatoriedad, compuesta por las fluctuaciones causadas por los sucesos impredecibles y 5) estacionariedad, que es la componente cuyas propiedades indican que la media y la varianza permanecen constantes en el tiempo (Monsalve and Harmath 2015).

⁵ Se estudia la formación de precios a través de gráficos y asegura que: Los precios se mueven por tendencias y el comportamiento de las cotizaciones es repetitivo.

⁶ Se basa en el estudio de series numéricas mediante la utilización de indicadores matemáticos y estadísticos.

En suma, el análisis de STF es el proceso por el cual se identifican y aíslan los factores relacionados con el tiempo y que influyen en los valores observados en las series de tiempo. Las STF tienden a ser ruidosas, con valores atípicos o con valores no disponibles y no estacionarias (Monsalve and Harmath 2015). Es importante subrayar que las series de tiempo que se presentan en los mercados de valores son consideradas procesos estocásticos⁷ lo que dificulta su predicción.

El enfoque actual de la predicción de STF se explica con la dependencia del valor actual con valores pasados; como se menciona en párrafos anteriores, este enfoque ha sido motivo de debate y ha sido fundamental en el estudio de mercados financieros. El estudio empírico de las series de tiempo financieras ha estado por años asociada a la incertidumbre (Monsalve and Harmath 2015).

2.3.1 Rentabilidad y valoración de activos financieros

Es importante reconocer la influencia de información pasada en la información futura. Como se mencionó, algunos autores aseguran que las acciones pueden predecirse con este enfoque, una de las hipótesis manejadas en series de tiempo, sugiere que los precios de los activos o sus logaritmos se comportan como un paseo aleatorio. Y se expresa como sigue:

Si P_t es el precio de un activo, t es el instante de tiempo y $p_t = \ln(P_t)$ tenemos:

$$p_t = p_{t-1} + u_t \quad (2.2.1)$$

Donde u_t es una sucesión de variables independientes con media 0. De (2.1) se entiende que las variaciones de los precios son variables aleatorias independientes, es decir sin memoria, esto convierte a la información pasada en inútil para predecir el futuro. Sin embargo, en finanzas se consideran las series de rentabilidades en lugar de precios, la razón, es que para los inversores la rentabilidad de un activo es un dato con más información que el precio y también, porque las rentabilidades presentan mejores propiedades estadísticas que los precios para ser predichas (Monsalve and Harmath 2015).

⁷ Es un espacio de probabilidades, con valores reales de variables aleatorias. Estos procesos están sometidos a influencias aleatorias medidas en un tiempo t .

2.3.2 Rentabilidad Simple

Esta indica la variación de un activo expresada porcentualmente en un periodo de tiempo; si el resultado es positivo se denomina ganancia y si es negativo se denomina perdida. Esta rentabilidad se puede entender como la tasa de beneficio o rentabilidad relativa. Considerando P_t el precio de un activo en el instante t podemos expresar la rentabilidad simple Rs_t como:

$$Rs_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \quad (2.2.2)$$

2.3.3 Rentabilidad Continua

La rentabilidad simple es la más empleada por bancos e inversores para aplicaciones empíricas, sin embargo, las rentabilidades continuas presentan mejores propiedades estadísticas porque son más manejables en el ámbito académico y de investigación. Esta se calcula así:

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (2.2.3)$$

La Figura 2.1 presenta observaciones de una serie de precios en (a), Rentabilidades simples en (b) y rentabilidades continuas en (c) que permiten entender por qué el uso de rentabilidades presenta comportamiento menos errático que el de precios pues elimina tendencias y las vuelve estacionarias.

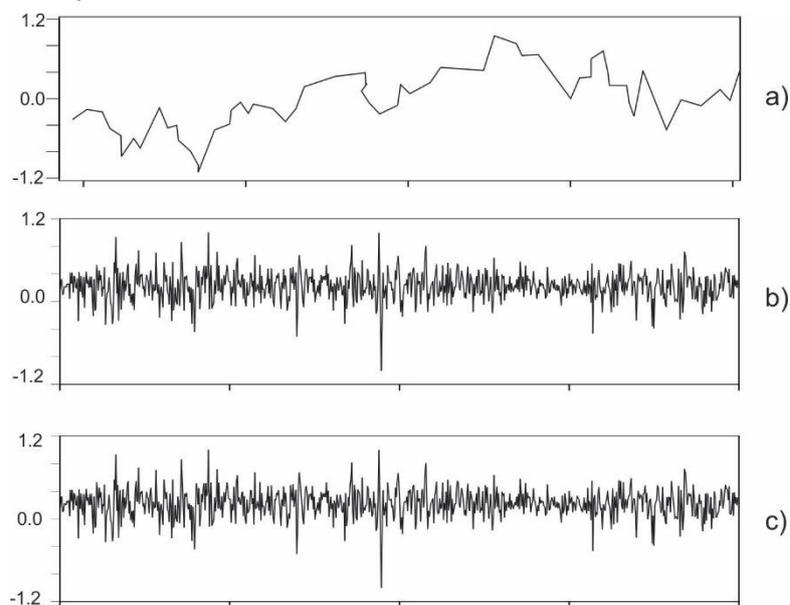


Figura 2.1 Observación diaria del índice IPC en BMV 28/05/2015 a 28/06/2018

Fuente: Elaboración propia

2.3.4 Series de Tiempo y Patrones

Para efectos de la presente investigación, es necesario comprender qué es un patrón y cómo se relaciona con las series temporales. En este estudio se van a emplear diversas series temporales que servirán como variables explicativas y entradas al modelo de pronóstico, en nuestro caso, los índices accionarios disponibles de la BMV, las tasas de interés, los precios de las materias primas y de algunas divisas, serán series de tiempo. Se entenderá como patrón, la entrada que corresponde (*ver Tabla 2.2*). Por tanto, cada patrón de entrada al modelo consistirá en los valores que se encuentren en la misma fila, multiplicadas por el número de días anteriores que se consideren para predecir el día posterior (*Ver región sombreada*).

Tabla 2.2 Representación series de tiempo y patrones de entrada (4 índices x 3 días)

		Índice			
		Rendimientos por índice			
PATRONES	Fecha	Precio Alfa	IPC	INMEX	IMC30
	04/05/2018	-1,59%	-0,58%	-0,57%	-55,00%
	05/05/2018	-1,15%	-1,50%	-1,61%	-1,49%
	06/05/2018	-2,08%	-1,13%	-1,11%	-1,03%
	07/05/2018	0,92%	0,15%	0,12%	-5,00%
	08/05/2018	2,23%	-0,03%	-0,05%	44,00%
	09/05/2018	0,39%	0,50%	0,41%	0,02%
	10/05/2018	-0,04%	2,00%	0,11%	-77,00%
	11/05/2018	-2,79%	-0,82%	-0,86%	-1,00%
	12/05/2018	2,12%	0,02%	0,29%	-58,00%

Fuente: Elaboración propia

2.3.5 Estacionariedad de las series temporales

Existe estacionariedad estricta o débil; esta propiedad es importante para la predicción, pues la estacionariedad permite realizar pronósticos. Es común suponer estacionariedad débil en las series de tiempo, sin embargo, no es una condición que se cumpla en las series financieras por lo que se deben convertir a estacionarias a través de la diferenciación (Monsalve and Harmath 2015).

Las series de retornos simples son pertinentes en lugar de las series de precios brutos, porque las primeras suponen estacionariedad débil y eliminan tendencias⁸. Usar la función de retorno simple incluiría la diferenciación de un paso (Andersson and Palm 2009),. ajuste es necesario para eliminar tendencias y garantizar estacionariedad débil lo que permitiría hacer predicciones (Arrieta Bechara, Torres Cruz, and Velásquez Ceballos 2009).

2.3.6 Valores atípicos

Las series de tiempo financieras contienen valores atípicos. Estos son un problema para el estudio pues pueden afectar el rendimiento del modelo de pronóstico. Los valores atípicos se caracterizan por ser muy diferentes a los demás valores y pueden ser el resultado de un "shock de información" es decir: noticias inesperadas, crisis económicas, cambios políticos, etc. Estos deben ser manejados para reducir su impacto en los modelos de predicción y puede lograrse mediante el uso de funciones de preprocesamiento y con el uso de RNA con arquitecturas y reglas de aprendizaje adecuadas. Algunas de las técnicas que sugiere (Andersson and Palm 2009) son:

- Función escala.
- Sustitución por una semisuma de valores vecinos.
- Sustitución por media aritmética.
- Sustitución por interpolación.
- Función de retornos continuos (log-return).
- Función de activación de tangente hiperbólica.

2.3.7 Valores ausentes

Un problema frecuente en las series financieras con aplicación real es la ausencia de algunas observaciones; esto reduce el rendimiento de los modelos predictivos y crean sesgo en los resultados. Los valores ausentes se presentan por periodos festivos, fines de semana o errores humanos que hacen que no se registren. Parte del preprocesamiento de datos es manejar los valores ausentes según el proceso de

⁸ La estacionariedad y la ausencia de tendencias son dos características importantes para eliminar los sesgos de las predicciones, se deben emplear transformaciones que introduzcan a la estacionariedad y eliminen las tendencias.

reemplazar los valores perdidos, a este proceso se le conoce como imputación. Algunos de los métodos propuestos para dar manejo a este problema son (Monsalve and Harmath 2015):

- Reemplazar los valores ausentes por el último valor conocido
- Imputación mediante la media.
- Imputación con regresión
- Imputación con regresión estocástica
- Imputación por medias móviles
- Utilizar valores de entrada adicionales.
- Remover los patrones que presenten algún valor perdido.

2.3.8 Tendencia

Si bien se mencionó anteriormente que la tendencia de largo plazo debe ser eliminada para evitar sesgos en la predicción, el análisis de tendencias es un componente fundamental en la toma de decisiones para inversionistas, por lo cual se considerará la serie de precios para establecer un valor de entrada que mida la tendencia de los datos más próximos a través de subconjuntos de la serie temporal, teniendo en cuenta que parte del análisis técnico considera el Chartismo se deben emplear métodos de estimación de tendencias (Andersson and Palm 2009).

Un supuesto válido será estimar las tendencias bajo la premisa que, en las series de tiempo financieras el precio evoluciona lentamente y que se pueden aproximar en intervalos de tiempo cortos (Monsalve and Harmath 2015). Algunos métodos que permiten determinar la tendencia son:

- Método de puntos medios
- Método de medias móviles
- Método analítico de los mínimos cuadrados
- Regresión lineal

Esta investigación empleará el método de regresión lineal con un enfoque de ventana deslizante, en donde el parámetro que se tendrá en cuenta para entrada de la red será la pendiente de la recta calculada. La razón de escoger la pendiente como parámetro de entrada a la red es que este indica la dirección y velocidad con la que está cambiando el precio en ese periodo evaluado y supondrá la tendencia que tendrá el

dato que sigue. La Figura 2.2, presenta gráficamente el tratamiento que se le dará al precio para establecer el valor de entrada que mide la tendencia de los datos y a su vez elimina la tendencia de largo plazo.

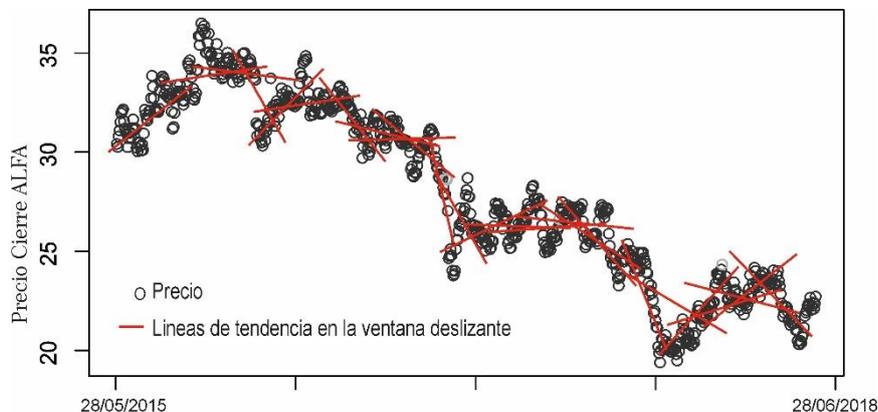


Figura 2.2 Representación ventana deslizante de regresión en STF (precios)

Fuente: Elaboración propia

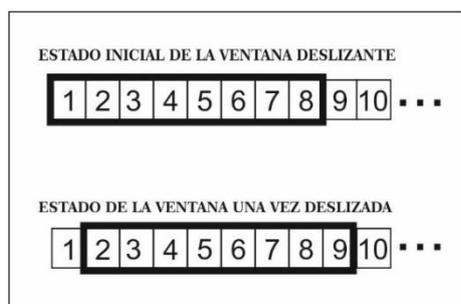


Figura 2.3 Representación ventana deslizante

Fuente: Elaboración propia

Las líneas rojas de la Figura 2.2, representan las líneas de tendencia en una ventana de n periodos T evaluados y los puntos grises representan los precios brutos de las acciones de ALFAA en un periodo. En la Figura 2.3 se representa el proceso de ventana deslizante en el que el siguiente periodo evaluado corresponde al desplazamiento en un periodo $t+1$ hacia la derecha.

2.3.9 Escala

La escala se usa para reducir el rango de los valores en una serie temporal, cuando se usan RNA, estas deben ajustarse a la función de activación para mejorar el rendimiento, pues cuando los valores exceden los niveles de saturación de la función de activación, generan un valor cercano a los límites de la función de activación lo que

conduce a pérdida de información importante (Andersson and Palm 2009). existen varias formas de escalar las series temporales:

- Escalado Lineal
- Escalado de media y varianza
- Escalado de momento y fuerza

Se pueden emplear dos fórmulas de escalado lineal, dependiendo del dominio activo de la función de activación que se emplee, la ecuación (2.4) escala la serie de tiempo entre [0,1], mientras la ecuación(2.5) entre [-1,1] (Andersson and Palm 2009).

$$\hat{y}_t = \left[\frac{y_t - \min(y_t)}{\max(y_t) - \min(y_t)} \right] \quad (2.2.4)$$

$$\hat{y}_t = 2 \left[\frac{y_t - \min(y_t)}{\max(y_t) - \min(y_t)} \right] - 1 \quad (2.2.5)$$

2.3.10 Reducción Dimensional

La existencia de numerosas series financieras relacionadas con el comportamiento accionario, permite considerar varias opciones como entradas al modelo de pronóstico, sin embargo, en el uso de RNA, muchas variables de entrada no significan mejor rendimiento en el pronóstico, este fenómeno es conocido como "maldición de dimensionalidad" (Andersson and Palm 2009)., esta se resume en que, a mayor número de variables de entrada, el grupo de patrones de entrenamiento debe aumentar exponencialmente para mejorar el rendimiento de la red.

De acuerdo con (Tsay 2005)., si dos variables de entrada presentan alta correlación, ambas suministrarán la misma información al modelo de pronóstico, esto sugiere que cuando existan dos variables de entrada con alta correlación, una de ellas debe ser eliminada pues agregará poca información adicional, generará ruido, reducirá el rendimiento del modelo y perturbará el entrenamiento de la RNA (Andersson and Palm 2009). La reducción dimensional de variables se puede realizar de la siguiente manera:

- Agregando varias series de tiempo diferentes en una serie temporal.
- Elegir variables de entrada con alta correlación con la salida esperada.
- Análisis de componentes principales para reducir los componentes.
- Suprimir variables de entrada con alta correlación Entrada-Entrada

2.3.11 Selección de Series de Tiempo

Para la selección de las series temporales que deben usarse en los modelos de pronóstico, deben tenerse en cuenta los fundamentos macroeconómicos y las relaciones que han sido documentadas en trabajos de investigación previos como el presentado por (Arrieta Bechara, Torres Cruz, and Velásquez Ceballos 2009)., en cual recopila un total de 77 series de tiempo agrupadas en 8 tipos que se relacionan con las fluctuaciones de las bolsas de valores.

- Índices accionarios
- Futuros
- Divisas
- Tasas
- Materias primas
- Indicadores financieros
- Indicadores macroeconómicos

Sin embargo, como se mencionó anteriormente se debe procurar reducir la dimensionalidad del modelo para convertir la lista de posibilidades en una pequeña pero eficiente lista de variables de entrada. Las series temporales seleccionadas en primera instancia deben cumplir con el criterio de calidad de los datos⁹, en seguida deberán ser sometidas a un proceso de estandarización y luego deben seleccionarse las que tengan mayor incidencia en el modelo. Se sugiere que las series de tiempo que presenten una alta correlación Entrada-Entrada deben ser depuradas para de esta manera reducir el conjunto de variables. La literatura sugiere realizar estudios de correlación o análisis de componentes principales (ACP) (Andersson and Palm 2009).

2.4 Grupos de entrenamiento, validación y pruebas

Cuando se desarrolla un modelo de predicción, los datos usados se dividen en tres grupos: uno de entrenamiento, uno de validación y uno de pruebas. La figura 2.4 es

⁹ Se refiere a que la serie no tenga valores faltantes, exceso de valores atípicos o ruido y que además se encuentre disponible en el periodo de la muestra seleccionada.

una representación visual usada por (Andersson and Palm 2009) para representar los grupos.

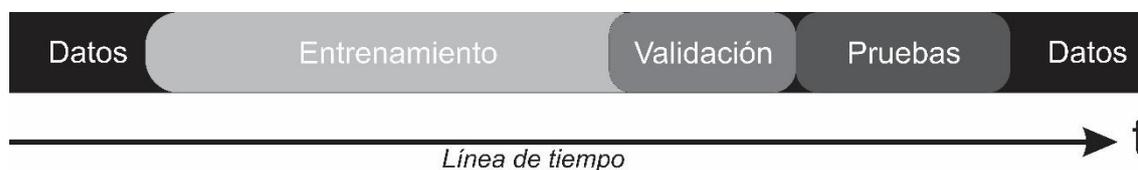


Figura 2.4: División de los datos en un modelo de predicción

Fuente: Elaboración propia

2.4.1 Grupo de entrenamiento

Este es el grupo usado durante el aprendizaje de la RNA y es el que incide en los parámetros de la red (*pesos y bias*). Generalmente ronda entre el 70 y 80 % del total de los datos. Está compuesto por los patrones de entrada y un vector de salidas esperadas u objetivos con los que serán comparadas las salidas de la red. (Andersson and Palm 2009).

2.4.2 Grupo de validación

En los modelos predictivos de series temporales, se utilizan varios patrones del conjunto de entrenamiento para validar el modelo y evaluar el rendimiento del modelo. A pesar de que los patrones en otras aplicaciones pueden seleccionarse aleatoriamente del conjunto de entrenamiento, cuando se usan series financieras se deben emplear los datos más recientes, generalmente se utiliza entre el 10% y el 20% de los datos de entrenamiento para la validación del modelo (Andersson and Palm 2009).

2.4.3 Grupo de pruebas

Este conjunto contiene patrones que no se incluyeron en los conjuntos de entrenamiento y validación, en las STF se deben seleccionar los datos más recientes de las series para evaluar el rendimiento del modelo. En esta etapa se supone que el conjunto aún no existe, es decir que esta información está en el futuro. Generalmente se emplea entre el 10% y el 20% de los datos para este grupo (Andersson and Palm 2009).

2.5 Análisis de Correlación

El análisis de correlación emplea métodos para medir el grado de significación o intensidad que existe entre dos o más variables. Este concepto está vinculado al de predicción, pues para que una predicción pueda ser realizada, los puntos muestrales deben estar asociados. En el análisis de series financieras y en este caso particular, el concepto de correlación se refiere al grado de relación recíproca que existe entre las variables de entrada y la salida objetivo; será fundamental para seleccionar las series de tiempo que van a hacer parte de los patrones de entrada en la RNA. El valor que mide el nivel de correlación se conoce como coeficiente de correlación y se dice que existe una correlación alta cuando el valor de este es cercano a ± 1 y baja cuando su valor es cercano a 0 (Webster 2001).

2.5.1 Coeficiente de correlación

El objetivo de un análisis de correlación es determinar qué tan fuertes son las relaciones entre las variables dependientes o independientes que se estudian. El coeficiente de correlación es un parámetro que permite medir la fuerza de la relación. Algunas de las formas de calcularlo son (Webster 2001):

- Coeficiente de correlación por covarianzas y desviaciones típicas:

$$r = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.2.6)$$

Donde: σ_{xy} Covarianza entre la variable x y la variable y

σ_x, σ_y Son las desviaciones típicas de las distribuciones

- Coeficiente de correlación por fórmula clásica.

$$r = \frac{(\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y}))^2}{\sum(x - \bar{x})^2 \sum(y - \bar{y})^2} \quad (2.2.7)$$

Donde: \bar{y} es el promedio de los datos de la variable y

\bar{x} es el promedio de los datos de la variable x

2.5.2 Coeficiente de correlación parcial

Otro término importante es el de correlación parcial. Se define como la correlación que existe entre dos variables si las demás se mantienen constantes, por ejemplo r_{xyz} sería la correlación de la variable x e y cuando la variable z permanece constante. Sin embargo, este concepto no considera a las variables como independientes, sino que sugiere una interdependencia entre las variables (Webster 2001). La expresión que sirve para calcular este coeficiente sería:

$$r_{xyz} = \frac{(r_{xy} - r_{xz}r_{yz})}{\sqrt{(1 - r_{xz}^2)(1 - r_{yz}^2)}} \quad (2.2.8)$$

Esta expresión puede generalizarse para calcular coeficientes de correlación parcial en cualquier orden con n variables.

2.5.3 Coeficiente de correlación múltiple

El coeficiente de correlación múltiple se aplica a la situación en que una variable x se aísla para examinar su relación con el conjunto de otras variables. Suponga por ejemplo que, si hay tres variables, la expresión que permite establecer el coeficiente de correlación sería:

$$r_{x.yz} = \sqrt{\frac{r_{xy}^2 + r_{xz}^2 - 2r_{xy}r_{xz}r_{yz}}{1 - r_{yz}^2}} \quad (2.2.9)$$

Esta expresión puede ser generalizada para calcular correlaciones múltiples con n variables

2.6 Análisis de Componentes Principales

Como se mencionó en la sección 2.3.10, se deben reducir el número de series de tiempo al mínimo posible, pero asegurando que la selección sea eficiente para el modelo. Algunos autores sugieren emplear el ACP para medir la interdependencia de las series y así reducir el número de estas para facilitar su análisis (Arrieta Bechara, Torres Cruz, and Velásquez Ceballos 2009; Birgul Egeli 1990; Kishore, Bhattacharjee, and Swetapadma 2017; Waqar et al. 2017).

El ACP busca estructurar un conjunto de datos multivariado a través de la reducción del número de variables originales a través de las combinaciones lineales de aquellas que recogen la mayor parte de la variabilidad del conjunto inicial (Peña-

Mendez 2014). La clave de este análisis radica en que las variables elegidas deben estar in-correlacionadas entre sí. Si se encuentran muchas series temporales que presenten una alta correlación entre sí, significa que el modelo de predicción se podrá realizar con muy pocas variables.

2.6.1 Obtención de las componentes principales

En el ACP se dispone de una muestra de tamaño n con p variables que vamos a denominar $x_1, x_2, x_3 \dots, x_p$ se trata de calcular a partir de estas, un nuevo conjunto de variables $y_1, y_2, y_3 \dots, y_k$ in-correlacionadas entre sí y cuyas varianzas decrecen progresivamente.

Cada y_j (donde $j= 1, 2, \dots, p$) es una combinación lineal de las $x_1, x_2, x_3 \dots, x_p$ originales, tenemos:

$$y_j = k_{j1}x_1 + k_{j2}x_2 + \dots + k_{jp}x_p = \mathbf{k}'_j \mathbf{x} \quad (2.2.10)$$

Donde \mathbf{k}'_j es un vector de constantes $[k_{1j}, k_{2j}, \dots, k_{pj}]$ y \mathbf{x}

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ x_p \end{bmatrix} \quad (2.2.11)$$

2.6.2 Extracción de factores

Se desea elegir \mathbf{k}_1 de manera que se maximice la varianza de y_1 con el condicionante que $\mathbf{k}'_1 \mathbf{k}_1 = 1$ tenemos:

$$Var(y_1) = Var(k'_1 x) = k'_1 \sum k_1 \quad (2.2.12)$$

Se debe maximizar la función (2.12) por lo que se emplea el método de los *multiplicadores de Lagrange*. Sujeta a la restricción $\mathbf{k}'_1 \mathbf{k}_1 = 1$ se construye la función L :

$$L(k_1) = k'_1 \sum k_1 - \lambda(k'_1 k_1 - 1) \quad (2.2.13)$$

Derivando e igualando a 0 para encontrar los máximos y mínimos:

$$\frac{\partial L}{\partial k_1} = 2 \sum k_1 - 2\lambda k_1 \quad (2.2.14)$$

Factorizando:

$$(\Sigma - \lambda I)k_1 = 0 \quad (2.2.15)$$

Esto lo que representa es un sistema lineal de ecuaciones que debe tener una solución distinta de 0 y singular. Esto implica que el determinante de la matriz $|\Sigma - \lambda I|$ debe ser igual a 0. De esta manera λ es un valor propio de Σ y cuya matriz de covarianzas es de orden p y que tendrá p valores propios distintos $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_p$ tal que por ejemplo $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > \dots > \lambda_p$ (Webster 2001). De la expresión (2.15) tenemos:

$$\sum k_1 = \lambda I k_1 \quad (2.2.16)$$

Y podemos reescribir (2.12) como sigue:

$$Var(y_1) = Var(k'_1 x) = k'_1 \sum k_1 = k'_1 \lambda I k_1 = \lambda \cdot 1 = \lambda \quad (2.2.17)$$

Para maximizar la varianza, se toma el valor propio mayor, suponiendo que este sea λ_1 y el vector propio k_1 , este vector da la combinación de las variables originales que tienen mayor varianza. Si $k'_1 = (k_{11}, k_{12}, \dots, k_{1p})$ entonces tenemos el primer componente principal:

$$y_1 = k'_1 x = k_{11}x_1 + k_{12}x_2 + \dots + k_{1p}x_p \quad (2.2.18)$$

El siguiente componente principal $y_2 = k'_2 x$, se obtiene de forma similar, pero además se requiere que este esté in-correlacionado con el anterior componente y_1 , es decir que la covarianza de y_1 y y_2 debe ser igual a 0, por tanto, tenemos:

$$Cov(y_2, y_1) = Cov(k'_2 x, k'_1 x) = k'_2 \sum k_1 = 0 \quad (2.2.19)$$

Como se requiere que los vectores sean ortogonales, debe suponerse que $k'_2 k'_1 = 0$, es decir que para maximizar la varianza de y_2 se parte de las siguientes restricciones:

$$k'_2 k_2 = 1 \quad \wedge \quad k'_2 k_1 = 0 \quad (2.2.20)$$

Tomamos la función:

$$L(k_2) = k'_2 \sum k_2 - \lambda(k'_2 k_2 - 1) - \delta k'_2 k_1 \quad (2.2.21)$$

Derivando:

$$\frac{\partial L(k_2)}{\partial k_2} = 2 \sum k_2 - 2\lambda k_2 - \delta k_1 = 0 \quad (2.2.22)$$

Multiplicando por a'_1 ,

$$2k'_1 \sum k_2 - \delta = 0 \quad (2.2.23)$$

De esta manera (19) queda expresada como:

$$\frac{\partial L(k_2)}{\partial k_2} = 2 \sum k_2 - 2\lambda k_2 - \delta k_1 = 2 \sum k_2 - 2\lambda k_2 = (\Sigma - \lambda I)k_2 = 0 \quad (2.2.24)$$

De forma general este razonamiento se puede extender al j -ésimo componente al que le correspondería el j -ésimo valor propio (Webster 2001). Todos los p componentes se pueden expresar como el producto de una matriz formada por los valores propios y el vector x que contiene las variables originales.

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (2.2.25)$$

En forma matricial tendríamos:

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_{11} & k_{12} & \cdot & \cdot & \cdot & k_{1p} \\ k_{21} & k_{22} & \cdot & \cdot & \cdot & k_{2p} \\ \cdot & \cdot & & & & \cdot \\ \vdots & \vdots & & & & \vdots \\ k_{p1} & k_{p2} & \cdot & \cdot & \cdot & k_{pp} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x_p \end{pmatrix} \quad (2.2.26)$$

Y su matriz de covarianzas:

$$\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_p \end{pmatrix} \quad (2.2.27)$$

Se descarta la solución trivial es decir que el \det de $\Sigma - \lambda I$ es igual a 0, esto es un problema de raíces características cuya solución es aquella con mayor valor propio. En términos generales, el método de extracción de componentes principales se resume en los siguientes pasos:

1. Obtener las series de datos
2. Calcular las medias.
3. Calcular la matriz de covarianzas.
4. Calcular los eigenvalores y eigenvectores de la matriz de covarianzas.
5. Escoger los componentes y formar un vector característico.
6. Derivar el nuevo grupo de datos.

2.7 Redes Neuronales

En biología, una neurona consta de cuatro componentes: dendritas, cuerpo, axón y sinapsis. Las dendritas son extensiones del cuerpo y actúan como canales de entrada, el soma recibe señales de entrada por las sinapsis entre otras neuronas. Las entradas se convierten en una salida que se envía a otras neuronas a través del axón y la sinapsis (Andersson and Palm 2009). Las RNA han sido inspiradas en métodos biológicos y su

desarrollo tiene tres aplicaciones: Predicción, Clasificación y reconocimiento de patrones. La Figura 2.5 presenta una analogía entre la neurona biológica y las RNA.

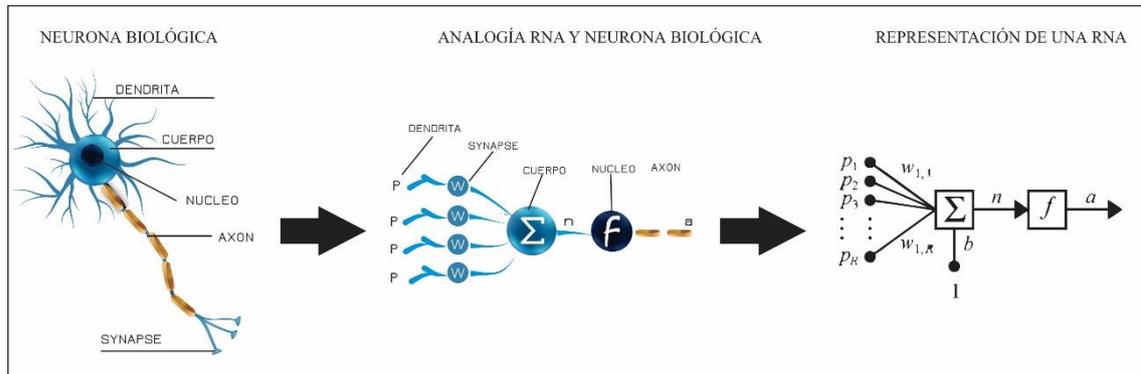


Figura 2.5 Representación de analogía entre una Neurona Biológica y una RNA

Fuente: Elaboración propia

2.7.1 Redes Neuronales Artificiales

Una RNA es un conjunto de capas interconectadas que consta de una o más neuronas artificiales, tienen la capacidad de aprender, generalizar, encontrar patrones ocultos y procesar información eficientemente (Vui et al. 2013). Múltiples aplicaciones de las RNA se han propuesto desde la primera presentada por *Mc-Culloch y Pitts* en 1943, entre las aplicaciones se encuentran la comprensión de datos y predicción porque las RNA son útiles detectando conexiones no lineales en los datos. Las RNA poseen propiedades suficientes para aplicarlas en el mercado bursátil y de acuerdo con algunos autores, las redes más idóneas para problemas financieros son las multicapa con el uso de algoritmos Backpropagation (Rao et al. 2015).

2.7.2 Arquitecturas de las RNA

Se entiende por arquitectura, a la configuración en el número de neuronas y capas conectadas por pesos sinápticos. Según las aplicaciones consultadas relacionadas con la industria bursátil, la arquitectura más popular es de tres capas (entrada, oculta y salida) se ha demostrado que aumentar el número de capas no resulta en mejoras significativas de las predicciones (Hagan, Demuth, and Hudson 2014).

2.7.3 Capas de neuronas

Una capa de S neuronas, se puede generalizar con la Figura 2.6. Una RNA puede contar con R entradas p y S neuronas; cada entrada se conecta a cada neurona por medio de una matriz de pesos que tiene S filas y R columnas. Una capa contiene la matriz de pesos, el bias, las funciones de transferencia y un vector de salida.

Se denominará vector de entrada \bar{p} al patrón de datos mencionado en la Tabla 2.2. Cada elemento de este vector se conecta a las S neuronas a través de una matriz de pesos $|W|$ y cada neurona tendrá un elemento b que se denominará bias. La función de transferencia se representará como f y las salidas como un vector a .

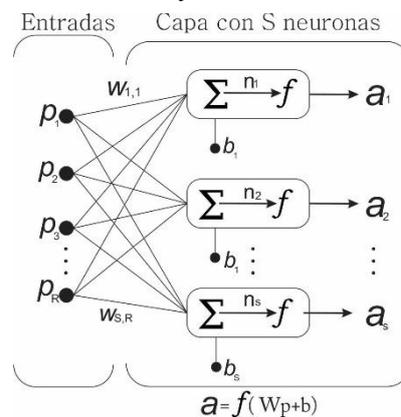


Figura 2.6 Representación de una capa en una RNA

Fuente: Elaboración propia

2.7.4 Aprendizaje de la red

Durante este proceso de aprendizaje o entrenamiento se ajustan todos los parámetros asociados para obtener la salida deseada y así, la red pueda responder por sí sola a situaciones diferentes a las aprendidas. Si la red está bien ajustada, será capaz de trabajar con otra información no contemplada gracias a su memoria asociativa. Todos los métodos de aprendizaje de las RNA se pueden agrupar en dos categorías: Aprendizaje supervisado y Aprendizaje no supervisado (Hagan, Demuth, and Hudson 2014).

Aprendizaje supervisado: Es un entrenamiento con un “profesor” que emplea dos vectores (Entrada y salida deseada). La salida que es calculada por la red se compara con la salida deseada y los pesos de la red se modifican para hacer reducir el error presentado entre esta diferencia, este proceso se repite iterativamente hasta que la diferencia entre salida computada y deseada sea lo suficientemente pequeña para ser aceptada (Sharma and Singh 2017).

Aprendizaje no supervisado: Es un tipo de entrenamiento sin “profesor” que solo usa información local durante el aprendizaje. Es un modelo cercano al biológico, únicamente utiliza un vector de entrada en el conjunto de entrenamiento y el algoritmo modifica los pesos de tal forma que las salidas sean consistentes, es decir, que a entradas parecidas, la red genere la misma salida (Sharma and Singh 2017).

2.7.5 Funciones de transferencia

Las funciones de transferencia pueden ser lineales o no lineales, estas determinan la salida de la red en función de la entrada n y el sesgo o bias b , existen varios tipos de función de activación entre las cuales se destacan las funciones de umbral y las funciones sigmoidales (Hagan, Demuth, and Hudson 2014), las sigmoidales son monótonamente crecientes, continuas y diferenciables y son las más comunes en problemas de predicción. La más empleada en problemas relacionados con la investigación es la función tangente hiperbólica (2.28) y la log-sigmoid (2.29) la función tangente hiperbólica será la empleada en esta investigación.

$$a = \text{tansig}(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \quad (2.2.28)$$

$$a = \text{logsig}(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (2.2.29)$$

Su diferencia fundamental se encuentra en el valor que toma en las ordenadas, la función (2.28) toma valores entre -1 y 1 mientras que la función (2.29) toma valores entre 0 y 1 ver Figura 2.7.

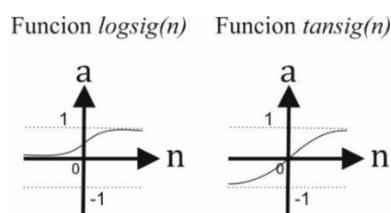


Figura 2.7: Funciones de transferencia logsig y tansig

Fuente: Elaboración propia

2.7.6 Algoritmo Backpropagation

Es importante primero introducir el concepto de red multicapa, teniendo en cuenta la definición presentada en la sección 2.7.3, una red multicapa es la repetición de esa arquitectura en una especie de conexión en cascada (Hagan, Demuth, and Hudson

2014). En estas, la salida de la primera red es la entrada de la segunda y así sucesivamente. Cada capa puede tener un numero diferente de neuronas y funciones de activación si así lo requiere ver Figura 2.8.

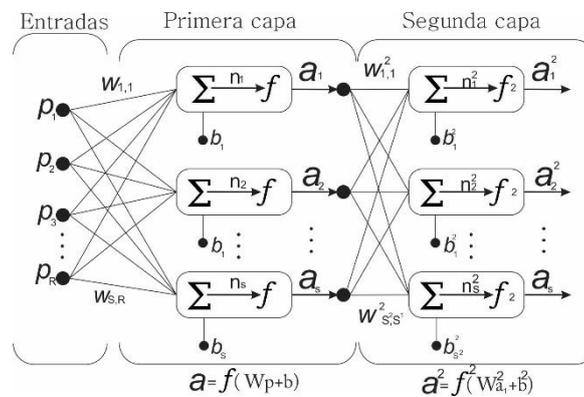


Figura 2.8: Representación de una red multicapa
Fuente: Elaboración propia

El algoritmo BP emplea el error cuadrático medio (MSE) como medida de error del entrenamiento y emplea un aprendizaje supervisado (Hagan, Demuth, and Hudson 2014). Es decir, que se le entrega al algoritmo un grupo de datos con sus salidas deseadas. En esta investigación las entradas serán los diferentes índices, materias primas, divisas, indicadores, etc., relacionados con la acción. La salida será el rendimiento diario de la acción y la dirección que toma, este grupo se puede representar como:

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_q, t_q\} \quad (2.2.30)$$

Donde p_q : es el vector de entrada q de la red.

t_q : Es el objetivo correspondiente o valor esperado.

Una vez ejecutada la red, la salida a es comparada con t_q . y la meta es que el algoritmo BP ajuste los parámetros de W para que el error cuadrático medio E sea mínimo.

$$E = [(t - a)^2] \quad (2.2.31)$$

Para reducir este error, se emplea el algoritmo del gradiente decreciente y de esta manera se ajustan los pesos w_{SR} y la b_S de la iteración k así:

$$w_{ij}(k + 1) = w_{ij}(k) - \alpha \frac{\partial F}{\partial w_{ij}} \quad (2.2.32)$$

$$b_i(k + 1) = b_i(k) - \alpha \frac{\partial F}{\partial b_{ij}} \quad (2.2.33)$$

Donde α es la tasa de aprendizaje de la red. Es necesario introducir el concepto de derivadas parciales y regla de la cadena que serán explicados en la siguiente sección.

2.7.7 Regla de la cadena:

Dado que el error es una función indirecta de los pesos en las capas ocultas, se usa la regla de la cadena para calcular las respectivas derivadas. La regla cadena se expresa como:

$$\frac{df(n(w))}{dw} = \frac{df(n)}{dn} \cdot \frac{dn(w)}{dw} p_t = p_{t-1} + u_t \quad (2.2.34)$$

Este concepto es empleado para encontrar las derivadas de la expresión $\frac{\partial F}{\partial w_{ij}}$ en la ecuación (2.32) y la derivada de $\frac{\partial F}{\partial w_{bi}}$ en la ecuación (2.33).

2.7.8 Sobreajuste de la red

La forma ideal de predecir en el mercado bursátil es eligiendo una arquitectura que pueda modelar las irregularidades y variaciones de los datos y pueda generalizar los datos que no se han tenido en cuenta, uno de los problemas frecuentes en los entrenamientos de RNA es el sobreajuste. Este puede darse por la diferencia entre el número de entradas a la red y el número de patrones en el conjunto de entrenamiento, cuando existen una gran cantidad de entradas comparadas con el número de patrones de entrenamiento, puede producirse un sobreajuste. (Munasinghe 2015).

En síntesis, el sobreajuste (*overfitting*) es producto del afán de desarrollar modelos predictivos precisos al procurar reducir al máximo el error en el entrenamiento ocasionando que se ajuste muy bien a los datos existentes, pero mal para nuevos datos. Para prevenir el sobreajuste se sugiere: tener una muestra considerable, equilibrada en cantidad de clases, subdividir adecuadamente el conjunto entrenamiento-validación-pruebas, Ajustar el número de iteraciones a un valor equilibrado que no permita ni "*overfitting*" ni "*underfitting*", no exceder el número de capas ocultas.

Una forma de evaluar el sobreajuste, es haciendo una prueba que mida la precisión del conjunto de entrenamiento y de validación, de tal forma que no existan

diferencias notables, también existen fórmulas que pueden ayudar a definir la arquitectura de la red como la presentada a continuación (Munasinghe 2015).

$$NumHid \leq \frac{Series\ Length - numInputs}{2.2(1 + numInputs)} \quad (2.2.35)$$

Donde: *NumHid*: es el número de neuronas en la capa oculta

Series Length: es el número de patrones de entrenamiento

numInputs: es el número de entradas a la red

2.8 Modelos ARIMA

El modelo ARIMA que en español significa Modelos Autorregresivos Integrados de Medias Móviles, fue introducido por Box & Jenkins en 1970. Se compone de un grupo de actividades que se emplean para identificar, estimar y diagnosticar series de tiempo. Este modelo tiene uso predominante en predicción financiera pues ha mostrado la capacidad de generar predicciones de corto plazo eficientes. En el modelo ARIMA, el valor futuro de la serie en estudio es una combinación lineal de los valores y errores pasados y se expresa como (Ariyo, Adewumi, and Ayo 2014):

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (2.2.36)$$

Donde Y_t es el valor actual, ε_t es el error aleatorio en t

ϕ y θ son los coeficientes y

p y q son los enteros autorregresivos y promedios móviles

Identificar el modelo significa utilizar los datos de la serie temporal y encontrar los valores (p,d,q) más apropiados. La d se refiere a las diferenciaciones que deben aplicársele a la serie para convertirlas en estacionarias, la p se refiere al proceso autorregresivo, es decir a un proceso autorregresivo de orden p. El valor q, se refiere al proceso de medias móviles, con los primeros q términos de la función de autocorrelación distintos de cero (Bhardwaj and Swanson 2006).

2.9 Estadísticos para evaluación de modelos

2.9.1 R-Cuadrado (Coeficiente de determinación)

Esta herramienta se utiliza en modelos que predicen resultados y permite conocer con qué precisión se pueden pronosticar; en este estudio, el R-Cuadrado dirá cuanto del rendimiento de las acciones se puede explicar a través de los índices seleccionados para el modelo. (Arrieta Bechara, Torres Cruz, and Velásquez Ceballos 2009). El R-Cuadrado se calcula de la siguiente manera:

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - \bar{y}_t)^2}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y}_t)^2} \quad (2.2.37)$$

2.9.2 Error cuadrático medio (MSE)

El MSE mide la cantidad de error que hay entre dos conjuntos de datos, en esta investigación comparará el valor predicho y el valor real presentado en la acción (Arrieta Bechara, Torres Cruz, and Velásquez Ceballos 2009). Se expresa como:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - \bar{y}_t)^2} \quad (2.2.38)$$

2.9.3 Estadístico del error porcentual absoluto medio (MAPE)

Es un indicador que mide el desempeño de pronóstico en términos porcentuales, lo que lo hace un indicador utilizado frecuentemente para elaborar pronósticos debido a su fácil interpretación.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|\hat{y}_t - \bar{y}_t|}{\hat{y}_t}}{n} \quad (2.2.39)$$

2.9.4 Tasa de aciertos

Este es una medida de la corrección direccional de las predicciones y se define como el porcentaje de predicciones que son correctas. Esta relación se calcula como el número total de predicciones para las que el valor del error es 0 sobre el número total de predicciones realizadas por cien.

Capítulo 3

3. Metodología de la investigación

Este capítulo explica las tareas que se realizarán en la investigación, incluida una breve descripción de las técnicas y herramientas aplicadas que se resumen en la Figura 3.1. Es importante resaltar que la metodología empleada fue desarrollada con base en la literatura y estudios empíricos recogidos en la revisión literaria, el objetivo de este capítulo es que el lector entienda cuál será el proceso que se llevará a cabo en la investigación. por esta razón se procurará emplear un lenguaje simple para facilitar la comprensión.

Los investigadores han proporcionado algunas guías para orientar la realización de experimentos predictivos con RNA, de forma general, se resumen en: selección y preparación de los datos, entrenamiento, selección y validación del mejor modelo y finalmente la presentación de los resultados y recomendaciones. Como se mencionó previamente, la metodología aplicada en esta investigación recoge y consolida los procedimientos y recomendaciones realizadas por varios autores como: (Andersson and Palm 2009; Bekiros 2011; Mingione 2011; Munasinghe 2015; Sim Vui et al. 2013)

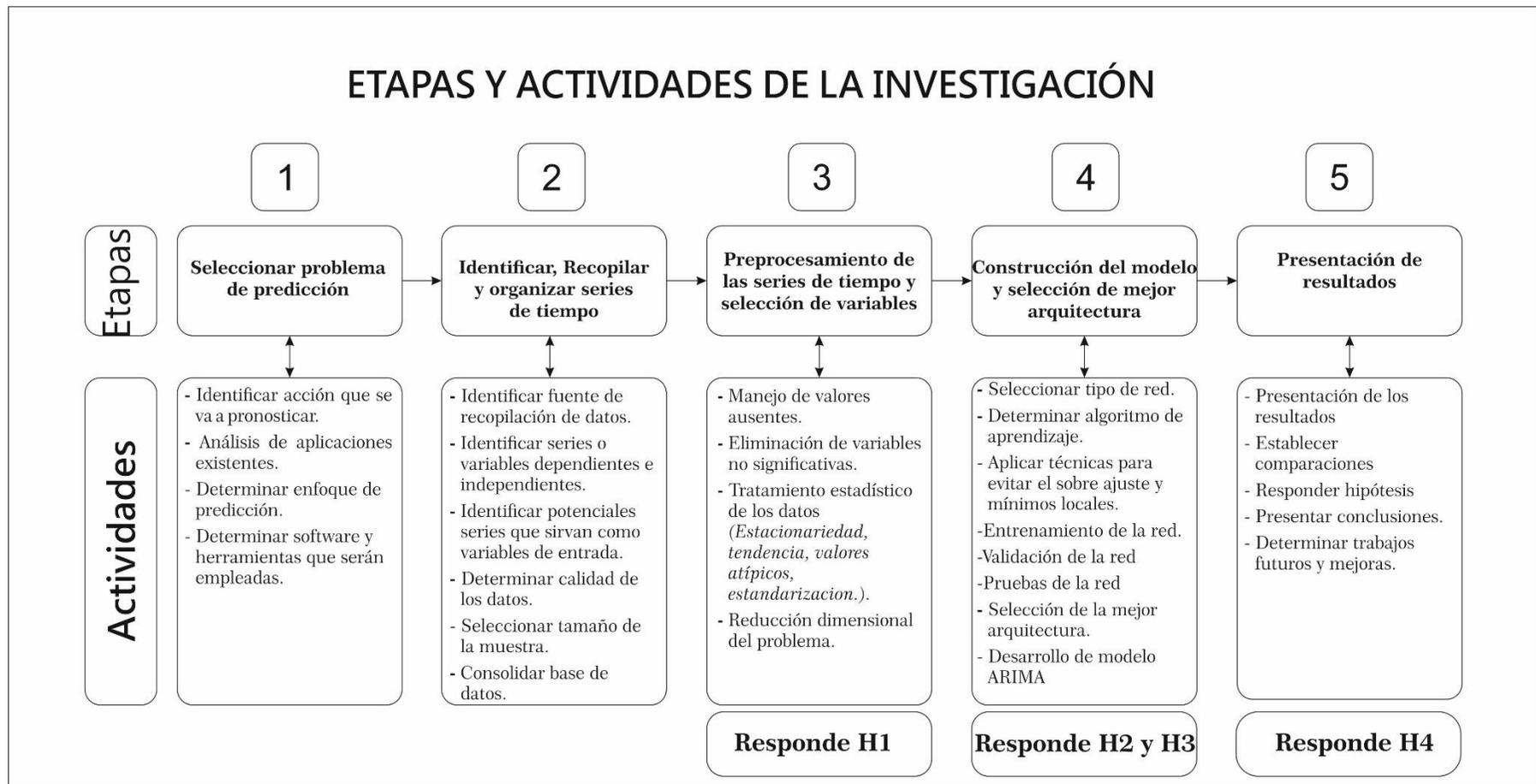


Figura 3.1 Metodología de la investigación

Fuente: Elaboración propia

3.1 Primera etapa

El objetivo de esta etapa es describir las razones que motivaron la aplicación de predicción en la BMV con el enfoque de Redes Neuronales y uso de variables híbridas. Así mismo, señalar el origen de la selección de la acción ALFAA, establecer el marco metodológico que sirve como base para el proyecto, indicar las ventajas que tiene esta aplicación sobre otras disponibles y describir las herramientas tecnológicas que serán empleadas a lo largo de la investigación.

3.1.1 Identificar la acción que se va a pronosticar

En esta actividad, se considerará que la acción seleccionada permita hacer asociaciones con índices, divisas, materias primas y otras series de tiempo. Los estados contables de la acción deben estar disponibles y se debe procurar analizar una acción que tenga relevancia en el volumen de cotizaciones de la BMV y en el sector industrial para la economía mexicana.

3.1.2 Análisis de aplicaciones existentes

El desarrollo de esta actividad tiene como objetivo encontrar estudios previos que sirvan como base, punto de partida y comparación para identificar brechas de conocimiento en el área de estudio que se pueden cubrir con este trabajo.

3.1.3 Determinar enfoque de predicción

Esta sección se centrará en describir y justificar el enfoque de la aplicación (univariante o multivariante), su alcance en el tiempo (corto, mediano o largo plazo) y se enmarca bien sea desde un punto determinista o estocástico definiendo sus implicaciones.

3.1.4 Determinar software, herramientas y técnicas

En esta sección se enumeran los programas informáticos que serán empleados para el procesamiento, cálculo y tratamiento de los datos, así como las herramientas y técnicas estadísticas que serán empleadas a lo largo de la investigación.

3.2 Segunda etapa

En esta etapa, se identifican las series de datos que serán empleadas y formarán los patrones de entrada y salida de la RNA, para ello se tendrán en cuenta aspectos teóricos, fundamentales macroeconómicos y relaciones financieras que han sido documentadas, así como criterios personales de los investigadores que derivan de su conocimiento sobre la acción y el mercado.

3.2.1 Identificar fuentes de recopilación de datos

Se tendrán en cuenta criterios de disponibilidad y finalidad de la información, esta actividad es fundamental en la metodología proyectual y pretende indicar el origen de los datos empleados para validar que se maneja información fidedigna.

3.2.2 Identificar variables dependientes e independientes

Se debe identificar qué se va a pronosticar (*precio, volumen, variación, dirección, etc.*). A su vez, seleccionar una amplia lista de posibles series de entrada que incluyan tanto variables técnicas como fundamentales y posean una relación percibida con la acción objetivo (Munasinghe 2015).

3.2.3 Determinar calidad de los datos

Esta actividad tiene como objetivo minimizar los problemas asociados a los valores perdidos, valores atípicos, series incompletas, temporalidades cortas, accesibilidad, rigor, etc., que pueden reducir el rendimiento del modelo de predicción. servirá como criterio para eliminar variables (Monsalve and Harmath 2015).

3.2.4 Seleccionar tamaño de la muestra

La selección del tamaño de la muestra se refiere al periodo de tiempo que será empleado para los conjuntos de entrenamiento, validación y pruebas, estos deben ajustarse a criterios objetivos para que la cantidad de los datos permitan un entrenamiento que mejore los pronósticos (Munasinghe 2015).

3.2.5 Consolidar base de datos

Se agrupan las series de tiempo en una única base de datos que facilite el procesamiento, cálculo y análisis programado en actividades posteriores.

3.3 Tercera etapa

Esta etapa es fundamental para el éxito de las predicciones ya que, una vez seleccionadas las posibles variables de entrada y salida, es necesario realizar tratamientos estadísticos que convierta las series a un formato adecuado, esto, de acuerdo con las características sugeridas por la literatura (Ver sección 2.3), además, en esta etapa se reduce el número de variables para solucionar el problema de dimensionalidad.

3.3.1 Manejo de valores ausentes

Es posible que después de depurar las series con el criterio de calidad de los datos (*Actividad 3.2.3.*), permanezcan algunas series relevantes para el modelo que aún presenten observaciones vacías. En esta actividad se aplican métodos estadísticos para estimar los valores ausentes, aquellas series con un gran volumen de valores ausentes deben ser descartadas (Andersson and Palm 2009).

3.3.2 Tratamiento estadístico de los datos

De acuerdo con la revisión literaria, las series de datos en modelos de pronóstico deben cumplir con características de estacionariedad y tendencia, para ello, en esta actividad se realizan pruebas y transformaciones que se profundizarán en el siguiente capítulo. Otro objetivo de esta actividad es reducir las diferencias en el rango de las variables para garantizar estabilidad numérica y hacer que los datos se adapten a la función de activación (Andersson and Palm 2009).

3.3.3 Eliminación de variables no significativas

Esta actividad tiene como finalidad realizar una nueva depuración de datos, basada en el análisis de correlación y así, eliminar aquellas series que contengan información redundante. (Ver sección 2.3.10.)

3.3.4 Reducción dimensional

Es probable que después de haber depurado las series en las actividades 3.3.3 y 3.3.1 se mantengan un gran volumen de variables que conducirían a la “maldición de la dimensionalidad” descrita en la sección 2.3.10. En esta aplicación se aplicará el ACP para reducir el tamaño de las variables a una lista corta y completa que expliquen la variabilidad de la acción ALFAA.

3.4 Cuarta Etapa

3.4.1 Seleccionar tipo de red

En esta actividad se justificará el uso de la red elegida para la aplicación con base en las conclusiones de la revisión literaria.

3.4.2 Determinar algoritmo de aprendizaje y funciones de activación

El criterio de selección del algoritmo obedecerá a las conclusiones de estudios previos analizados en la revisión literaria que demuestren la utilidad del algoritmo.

3.4.3 Aplicar técnicas para evitar sobreajuste y mínimos locales

Cuando se aplican RNA es común encontrar mínimos locales en vez de mínimos globales. también es frecuente el sobreajuste en la etapa de entrenamiento impidiendo una adecuada generalización del modelo (H. Liu and Song 2018)., en esta parte de la metodología se abordaran técnicas que solucionen este problema.

3.4.4 Selección de la mejor arquitectura

Si bien no existe un mecanismo consolidado para escoger la mejor arquitectura de red, en esta aplicación se empleará el de prueba y error sugerido por (Villada, Muñoz, and García 2012) en el que se varía el número de neuronas y capas en un proceso de experimentación y los resultados se comparan para determinar el mejor resultado.

3.5 Quinta Etapa

Esta etapa recoge, analiza y presenta los resultados de las etapas previas y establece conclusiones documentándolas en los capítulos 5 y 6 de este documento a través de la presentación de resultados, comparaciones, respuesta de hipótesis y conclusiones.

Capítulo 4

4. Selección y tratamiento de los datos

Este capítulo presenta la ejecución de las etapas 1, 2 y 3 descritas anteriormente. Profundiza en las herramientas, técnicas, criterios y procedimientos tenidos en cuenta para el diseño del modelo de pronóstico y algunas consideraciones del autor con base en el estudio empírico. El objetivo central de este capítulo es poner en evidencia el paso a paso que se siguió para definir las variables de entrada y el tratamiento estadístico que se les dio para capturar las condiciones ideales de los datos para el modelo de predicción.

4.1 Selección del problema de predicción

4.1.1 Acción en estudio

Como se mencionó en páginas anteriores, la aplicación que se presenta en este documento se realiza en la BMV. La selección de la acción en estudio se realizó teniendo en cuenta los siguientes criterios:

- Disponibilidad de la información
- Relevancia de la acción dentro de la BMV
- Sector Industrial
- Impacto en la economía mexicana
- Relación de la acción con índices e indicadores

La acción seleccionada fue la de ALFAA, que pertenece al Grupo Empresarial Alfa S.A.B de C.V., que fue introducido en el Capítulo 1. Se consideró un título con características adecuadas para el estudio propuesto, pues en el análisis exploratorio se encontraron registros diarios de las cotizaciones y precios desde 1999, igualmente, los reportes de estados financieros se encuentran disponibles en la página oficial (www.alfa.com.mx) desde el 2014 y, al pertenecer a la BMV su información es de dominio público.

Por su parte, es considerada una de las acciones más importantes de la BMV razón por la cual pertenece al IPC, principal índice accionario de esta bolsa. Es un negocio bien diversificado, pues su actividad se agrupa en 5 empresas que pertenecen a diversos sectores industriales y mercados: (Alfa S.A.B. de CV, n.d.).

- Sigma: Carnes frías, lácteos y alimentos refrigerados.
- Alpek: Plásticos y químicos.
- Nemak: Automotriz, componentes para vehículos
- Axtel: Servicios para empresas
- Newpek: Hidrocarburos y energías

En cuanto el impacto que genera en la economía de México, Alfa S.A.B de C.V. es un grupo empresarial que proporciona empleo a 86.200 colaboradores y se caracteriza por las buenas prácticas ambientales; dentro de sus actividades sociales se destacan donaciones y apoyo a nuevos talentos. Por otra parte, sus operaciones y exportaciones en 28 países, favorece la balanza por cuenta corriente del país (Alfa S.A.B. de CV 2017).

Gracias a su modelo diversificado y a sus operaciones e inversiones en diversos países; su relación con divisas, materias primas, índices accionarios y tasas de interés es muy estrecha, convirtiéndola en una acción muy susceptible a las variaciones que cualquiera de estos indicadores presente.

4.1.2 Análisis de aplicaciones existentes

Con el objeto de aclarar el aporte específico de este trabajo con respecto a la literatura existente, es útil aprovechar la investigación exploratoria realizada durante la revisión literaria para determinar y establecer con claridad qué se hizo diferente en este trabajo a lo que ya se ha publicado (*Ver numerales 1.1.2, 1.1.3 y 1.1.4*).

Durante la recopilación literaria, solo se encontró un trabajo que presenta un enfoque de análisis técnico y fundamental con RNA presentado por (A, Adebisi et al. 2012). Es importante no cometer el error de duplicar investigaciones sino proponer mejoras a los trabajos ya realizados previamente. Si bien, la investigación aquí consignada recoge información de diversos artículos y publicaciones, el realizado por Adebisi, fue tomado como referencia por ser el único que presenta enfoque de análisis híbrido.

Las diferencias con respecto a su contribución se resumen en la Figura 4.1, ésta con suerte contribuirá a resaltar la importancia de esta investigación y los aspectos que evidencian la rigurosidad del estudio. Algunos aspectos presentados aquí se justifican en numerales posteriores.

DIFERENCIAS		SIMILITUDES
Emplea 18 variables 10 AT y 8 AF sin emplear criterios objetivos para la selección de variables. (A, Adebiyi et al., 2012)	Se analizan 326 variables con técnicas estadísticas para seleccionar las que mejor describan las variaciones de la acción. (Autor)	<ul style="list-style-type: none"> - Contempla variables de análisis técnico y fundamental como entradas a la RNA. - Emplea el enfoque predictivo de las RNA. - Utiliza una red perceptrón multicapa - Selecciona el algoritmo Backpropagation - La selección de la mejor arquitectura se realiza a través de un análisis comparativo de prueba y error. - La aplicación se realiza en una Bolsa de Valores emergente. - Emplea el Error cuadrático medio y el Error Porcentual Medio como medidas de rendimiento de la aplicación.
Emplean series de datos en valores netos (Precios, volúmenes, etc). Sin aplicar tratamientos estadísticos. (A, Adebiyi et al., 2012)	Se emplean series de tiempo estacionarias, normalizadas y sin tendencias de acuerdo a lo sugerido por la teoría. (Autor)	
Emplea una muestra de datos de 6 meses para entrenar la red (A, Adebiyi et al., 2012)	Se utiliza una muestra que recoge datos de 3 años de acuerdo con recomendaciones dadas por otros autores. (Autor)	
Las variables que emplea sugiere que los precios futuros son resultados de los precios pasados de la acción pasando por alto la relación que existe de con otros índices y factores externos. (A, Adebiyi et al., 2012)	Se emplean índices, materias primas, divisas, macroeconómicas, etc. con un enfoque multi-variante contemplando la relación que tiene la acción con información externa. (Autor)	

Figura 4.1 Cuadro comparativo con aplicación existente

Fuente: Elaboración propia

4.1.3 Software y herramientas

El uso de técnicas estadísticas, minería de datos y de inteligencia artificial provoca que algunos cálculos y procesamientos se dificulten por lo que se contempló el uso de software especializado como:

Microsoft Excel: esta aplicación de uso común en labores financieras sirvió para la organización de la información y para realizar algunos cálculos y transformaciones aprovechando la función de *Análisis de Datos* y la herramienta Visual Basic para aplicaciones.

RStudio: Este software libre que utiliza lenguaje de programación R, es especializado en cálculos estadísticos y presentación de gráficos. Sirvió para realizar pruebas estadísticas de los datos y análisis complejos.

SPSS: Esta aplicación desarrollada por IBM y muy popular por su capacidad de gestionar grandes volúmenes de datos fue empleada en el ACP dado que presentó los datos de forma sencilla para su análisis de acuerdo con el criterio del investigador.

Matlab: Esta aplicación que también es de uso popular dadas sus características y capacidades en el desarrollo de cálculos complejos, se empleó en la etapa de entrenamiento de las Redes Neuronales. Además, porque a criterio del investigador facilita la exportación e importación de datos con múltiples formatos y la elaboración de gráficos.

4.2 Identificación y organización de series de tiempo

Parte importante de la metodología proyectual es la elección de las fuentes de información porque de estas se desprenderán los datos para los análisis y estudios realizados; por tanto, es importante que provengan de fuentes confiables (Sampieri, Collado, and Lucio 2010). La investigación que se realizó empleó fuentes de datos primarias y secundarias disponibles en la red y los datos suministrados fueron de dominio público.

Las series de tiempo que corresponden a divisas, índices, cotizaciones de la acción, futuros y materias primas, fueron descargadas de *Investing* (mx.investing.com) que es un portal financiero global perteneciente al grupo *Fusión Media Limited* y son especializados en la publicación de datos bursátiles en tiempo real. Los datos que corresponden a los balances financieros de Alfa se extrajeron de su página oficial y aquellos que pertenecen a variables macroeconómicas se descargaron de páginas oficiales del INEGI, Banxico y la SHCP.



Figura 4.2 Fuentes de datos (Logotipos)

Fuente: Elaboración propia

4.2.1 Determinación de variables independientes y variable dependiente

Existen diferentes tipos de datos tanto técnicos como fundamentales que pueden servir como variables explicativas (Ver secciones 2.2.5, 2.2.6 y 2.3.11). También, hay varias características de la acción que son susceptibles a ser predichas (*Precios de apertura, cierre, máximo, mínimo, volumen de cotizaciones, variaciones, dirección, etc.*). a continuación, se presentan las razones que motivaron la elección de las variables dependientes y un diagrama que pretende describir el modelo de predicción (Figura 4.3). En esta aplicación se planteó predecir dos características de la acción:

- *Variación o rendimiento de la acción:* Este valor se expresa en términos porcentuales y expresa la cantidad de ganancia o pérdida que experimenta la acción, predecir variaciones es importante porque en finanzas, los rendimientos proporcionan mayor información que los precios netos (H.-C. Liu and Hung 2010)
- *Dirección que toma la acción:* En el mercado bursátil, es importante adelantarse a conocer si la acción subirá o bajará de precio porque en periodos donde la acción sube de precio, es obvio mantener la acción y en periodos bajistas, se recomienda la venta para evitar pérdidas (Kristjanpoller and Liberona 2010). Si bien, el rendimiento indica si hay ganancia o pérdida, lo que permite inferir la dirección, es probable que las variaciones presenten un mayor margen de error dado que, calcular la variación exacta es más complejo, mientras la dirección, al medirse con una variable binomial, permite la medición de su tasa de aciertos y su interpretación es más sencilla.

En este punto, es importante hacer una aclaración para la correcta comprensión del documento, el término Categoría, hace referencia a una denominación de un conjunto de variables que tienen características similares, son ejemplos de categorías: Divisas, Indicadores Macroeconómicos, Materias primas etc. El término Variable, se refiere a un conjunto de datos que pertenecen a una categoría y que pueden o no, estar contenidas por más de una serie temporal. Por ejemplo: en la categoría divisa, se encuentran las variables Dólar, Euro o Peso Mexicano y estas a su vez, están conformadas por las series de tiempo de precio de apertura, precio de cierre, precio máximo y precio mínimo.

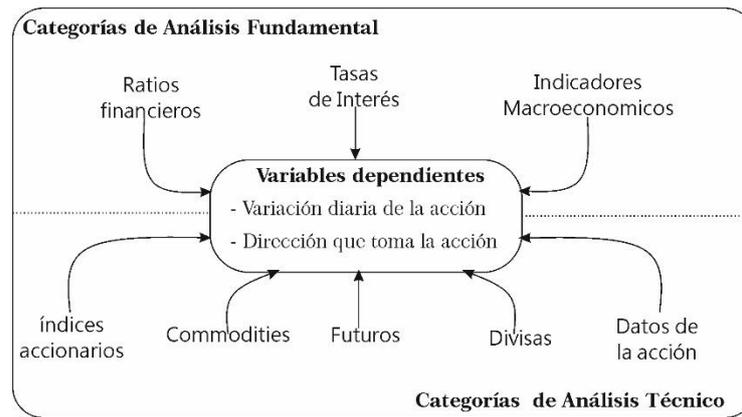


Figura 4.3 Modelo de predicción y categorías de las variables
Fuente: Elaboración propia

4.2.2 Selección de series de tiempo

Siguiendo el método propuesto por (Andersson and Palm 2009) después de identificar la serie que fue pronosticada, se contempló una larga lista de posibles variables de entrada que se clasifican en las categorías presentadas en la Figura 4.3. Inicialmente, se identificaron 520 variables (Ver tabla 4.1) que tienen relación con la BMV y la economía mexicana, estos datos fueron depurándose durante el desarrollo de la metodología. La Tabla 4.1 presenta las series de tiempo consideradas.

4.2.3 Depuración de los datos

Continuando con lo mencionado en el capítulo 3, numerales 3.2.3, 3.3.1, 3.3.3, 3.3.4, se analizó la calidad de las series de tiempo para eliminar aquellas que presentaron un gran volumen de datos ausentes; al tiempo, se realizó un análisis de aquellas series que podrían no tener ningún tipo de relación con la acción, para ello fue importante conocer las características de la empresa y los lugares en donde tiene negocios (Andersson and Palm 2009). La Tabla 4.2 resume las series que fueron rechazadas y las causas del rechazo.

Para el desarrollo de esta actividad fue importante identificar los lugares donde Alfa tiene presencia en el mundo con el objeto de hacer relaciones lógicas (Ver Figura 4.4), por ejemplo, su presencia en algunos países puede sugerir algún tipo de dependencia con la moneda, igualmente se deben conocer sus negocios para saber qué materias primas, futuros e índices pueden incidir en las variaciones de la acción.

Es importante resaltar que el proceso de depuración llevado a cabo en esta actividad depende exclusivamente del criterio del investigador y de la calidad y disponibilidad de los datos. De acuerdo con (Arrieta Bechara, Torres Cruz, and Velásquez Ceballos 2009) se debe confiar en el conocimiento de los investigadores¹⁰ sobre el funcionamiento del mercado y de la acción para la selección de variables. Después de realizado este proceso de eliminación de series de tiempo, se redujo la cantidad de entradas posibles de 520 a 324, cifra que siguió siendo depurada, con base en criterios objetivos que serán presentados en actividades siguientes.

Tabla 4.1 Variables y series de datos consideradas

VARIABLES Y SERIES DE DATOS POTENCIALES (ANÁLISIS TÉCNICO)			
Categoría	Variables	Serie de datos	Total
DIVISAS	Boliviano/MXN, Corona danesa/MXN, Dirham emiratos/MXN Dólar australiano/MXN, Eslovi/MXN, Euro/MXN, Franco Suizo/MXN, Guarani paraguay/MXN, Hong Kong Dólar/MXN, Libra esterlina/MXN, MXN/ Balboa Panameño, MXN/ Bolívar Fuerte, MXN/ Corona Islandesa, MXN/ Corona Noruega, MXN/ Corona Noruega, MXN/ Corona Sueca, MXN/ Dólar del caribe, MXN/ Dólar neozelandes, MXN/ Dólar Neozelandes, MXN/ Dólar Singapore, MXN/ dólar Taiwanes, MXN/ Euro, MXN/ Leu , MXN/ Libra Egipcia, MXN/ Libra Esterlina, MXN/ Libra Libanesa, MXN/ Peso Filipino, MXN/ Peso Uruguay, MXN/ Rial Qatarí, MXN/ Rublo , MXN/ Rupia India, MXN/ Rupia Indonesia, MXN/ Shekel, MXN/ Sol Peruano, MXN/ USD, MXN/ Zloty Polaco, MXN/Boliviano MXN/Corona Danesa, MXN/Díham Emiratos, MXN/Dólar australiano, MXN/Dólar de barbados, MXN/Dólar jamaíquino, MXN/Florin Hungaro, MXN/Franco Suizo, MXN/Lira turca, MXN/Peso Argentino, MXN/Peso Chileno, MXN/Pesos colombianos, MXN/Real brasileiro MXN/Won Coreano, MXN/Yuan Chino, Peso Chileno/MXN, Pesos Colombianos/MXN, Philipino / MXN, Real Brasileño/MXN, Rupia India/MXN, Shekel israeli/MXN, Sol Peruano/ MXN, USD/MXN, Yen Japonés/MXN, Yuan Chino/MXN,	Precio Cierre, Precio Apertura, Precio Máximo, Precio Mínimo	244
INDICES ACCIONARIOS	Banamex 30, BMV IPC - Históricos, Bursa Óptimo RT, DAX Alemania, Índice Nasdaq, Índice NIKKEI 225, S&P 500, S&P BMV Industrials Select, S&P BMV Industrial Select TR, S&P BMV INMEX, S&P_BMV IPC 2X Leverage Daily, S&P_BMV IPC CompMx, S&P_BMV IPC Inverse Daily, S&P_BMV IPC MidCap, S&P_BMV IPC Sustainable, S&P_BMV IPC, S&P_BMV IRT CompMx, S&P_BMV IRT LargeCap, S&P_BMV IRT, S&P_BMV Manufacturing, Electricity, & Water TR, S&P_BMV Mexico-Brazil TR, S&P_BMV Mexico-Brazil, S&P_BMV Retail & Distributors TR.	Precio Cierre, Precio Apertura, Precio Máximo, Precio Mínimo, Volumen	115
MATERIAS PRIMAS	Commodity Energy Exces return, Dow Jones Commodity, Dow Jones Commodity Energy, Dow Jones Commodity Gold, Dow Jones Commodity Industrial Metals, Dow Jones Commodity Petroleum.	Precio Cierre, Precio Apertura, Precio Máximo, Precio Mínimo, Volumen	30
FUTUROS	Futuros Aceite de calefacción, Futuros Algodón, Futuros Aluminio, Futuros Azúcar No 11 EEUU, Futuros Café, Futuros Cobre, Futuros del Índice S&P 500, Futuros gas Natural, Futuros Índice Dólar, Futuros Índices maíz, Futuros Níquel, Futuros ORO, Futuros Petróleo Brent, Futuros Petróleo Crudo WTI, Futuros Plata, Futuros Platino, Futuros Plomo, Futuros Trigo, Futuros ZINC.	Precio Cierre, Precio Apertura, Precio Máximo, Precio Mínimo	76
OTROS	Acción Alfa.	Precio Cierre, Precio Apertura, Precio Máximo, Precio Mínimo, Volumen, Pendiente	6
VARIABLES Y SERIES DE DATOS POTENCIALES (ANÁLISIS FUNDAMENTAL)			
MACROECONOMICOS	INPC, Cetes 28 días (Rendimientos), Cetes 182 días (Rendimientos), Cetes 91 días (Rendimientos), INPC (Variaciones), Tasa de desocupación mensual, Tasa de fondeo bancario, Tasa de fondeo gubernamental, Tasa objetivo, TIE a 28 días,	N/A	10
RATIOS FINANCIEROS	Acciones en circulación, Cobertura de intereses , Disminución de deuda, Ingresos (millones de dolares), Margen Bruto, Margen Neto, Margen Operación, Prueba ácida, Rentabilidad fondos propios, Utilidad Operativa, Utilidad por acción (en dolares), Variación Flujo , Ventas.	Neto, Var año-año, Var Periodo-Periodo	39
TOTAL SERIES POTENCIALES:			520

Fuente: Elaboración propia

¹⁰ En este caso, los investigadores son el autor, asesor y co-asesor de la presente tesis.



Figura 4.4 Presencia de Alfa en el mundo

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.2 Variables descartadas

VARIABLES DESCARTADAS DATOS DEL ANÁLISIS TÉCNICO		
Categoría	Variable	Causas
DIVISAS	Boliviano/MXN, Corona danesa/MXN, Dirham emiratos/MXN Dólar australiano/MXN, Franco Suizo/MXN, Guarani paraguay/MXN, Hong Kong Dólar/MXN, MXN/ Balboa Panameño, MXN/ Bolívar Fuerte, MXN/ Corona Islandesa, MXN/ Corona Noruega, MXN/ Corona Noruega, MXN/ Corona Sueca, MXN/ Dólar del caribe, MXN/ Dólar neozelandes, MXN/ Dólar Neozelandes, MXN/ Dólar Singapore, MXN/ dólar Taiwanes, MXN/ Libra Egipcia, MXN/ Libra Esterlina, MXN/ Libra Libanesa, MXN/ Peso Filipino, MXN/ Peso Uruguay, MXN/ Rial Qatari, MXN/ Rupia Indonesia, MXN/ Shekel, MXN/Boliviano MXN/Corona Danesa, MXN/Diham Emiratos, MXN/Dólar australiano, MXN/Dólar de barbados, MXN/Dólar jamaiquino, MXN/Florin Hungaro, MXN/Franco Suizo, MXN/Pesos colombianos, MXN/Won Coreano, Philipino / MXN, Pesos Colombianos/MXN, Shekel israeli/MXN, Yen Japones/MXN,	Estas divisas no presentan ninguna relación con la actividad económica del grupo empresarial ya que no se realiza ninguna operación con estas monedas.
MATERIAS PRIMAS	Dow Jones Commodity Gold,	La empresa no tiene ninguna relación con el precio mundial del oro.
FUTUROS	Futuros Algodón, Futuros Café, Futuros ORO,	ALFA no emplea dentro de sus procesos ninguna de estas materias primas
INDICES ACCIONARIOS	Banamex 30, Dow Jones Commodity Energy, Dow Jones Commodity Industrial Metals, Dow Jones Commodity Petroleum. Dow Jones Commodity, S&P 500, S&P_BMV IPC 2XLeverage Daily, S&P_BMV IPC Inverse Daily, S&P_BMV IPC MidCap, S&P_BMV IPC Sustainable, S&P_BMV IPC CompMx, S&P_BMV IRT LargeCap, S&P_BMV IRT, Índice Nasdaq, Commodity Energy Exces return, Índice NIKKEI 225,	A estas variables se le eliminaron las series de volumen porque presentaban una gran cantidad de valores ausentes.
TOTAL SERIES ELIMINADAS:		195

Fuente: Elaboración propia

4.2.4 Tamaño del conjunto de datos

Para esta aplicación, se tuvieron en cuenta las conclusiones presentadas por (Munasinghe 2015) quien demostró que la cantidad óptima de datos oscila entre 2 y 4 años, pues utilizar periodos más grandes no deriva en mejoras significativas y periodos inferiores a 2 años, son insuficientes para que la red generalice el comportamiento de la acción. La Figura 4.5, presenta el periodo de tiempo tenido en cuenta para esta investigación en las etapas de entrenamiento, validación y pruebas que comprendió del 28 de mayo de 2015 al 28 de junio de 2018 (3 años y un mes).

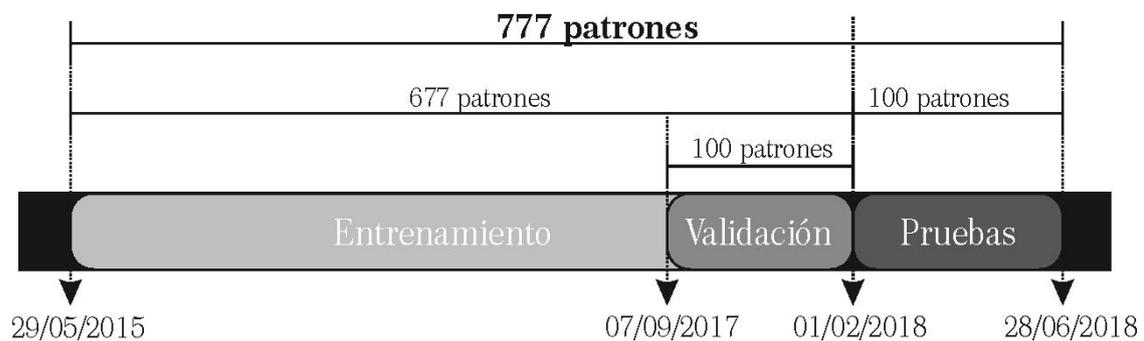


Figura 4.5 División de datos conjuntos: entrenamiento, validación y pruebas

Fuente: Elaboración propia

La elección de la proporción para los conjuntos de entrenamiento, validación y pruebas se hizo con base en la teoría consignada en el marco teórico (Ver sección 2.4). El conjunto de entrenamiento corresponde al 74% de los datos, el de validación al 13% y el de pruebas al 13% restante.

4.2.5 Consolidación de la base de datos

La totalidad de las series seleccionadas se insertaron en una matriz de 777 x 324 en Excel. Estas, se ubicaron en columnas con su respectivo rótulo para identificarlas. El archivo se almacenó en formato CSV para facilitar la exportación de los datos a los aplicativos RStudio, Matlab y SPSS en próximas actividades.

4.3 Preprocesamiento de las series de tiempo y reducción dimensional

4.3.1 Manejo de valores ausentes

Como se indicó en el marco teórico, el problema de series incompletas debe tratarse para evitar sesgos o modelos con bajo rendimiento (Andersson and Palm 2009). Si bien, en la etapa anterior se eliminaron las series que contenían un gran volumen de datos perdidos. En las series restantes aún permanecen datos vacíos, principalmente por aquellos días en que no hay negociaciones por días festivos, fechas en las que no fueron consignados o por las diferencias de operaciones en los mercados. En esta actividad se homogeneizaron las STF teniendo en cuenta las fechas para las que ALFAA tiene registros.

Sustituir los datos perdidos, puede realizarse con varios métodos, (Ver sección 2.3.7). El método de imputación seleccionado para este proyecto fue el de medias móviles. Esta técnica consiste en calcular el promedio aritmético a un subgrupo de observaciones previas al dato faltante para reemplazarlo. Dada la gran cantidad de datos y series, la imputación manual se dificultaba por lo que con ayuda de Excel y el uso de Visual Basic para Aplicaciones (VBA), se programaron unas macros que agilizaron la tarea. Estos códigos pueden apreciarse en el Anexo C.

4.3.2 Eliminación de variables o series no significativas

En la sección 2.3.10 se mencionó que cuando existen coeficientes de correlación altos entre dos variables de entrada, se sugiere eliminar una de las dos porque proporcionarán poca información adicional para el modelo (Andersson and Palm 2009). Con ayuda de la herramienta *Análisis de Datos* de Excel se identificaron las series que presentaron índices de correlación superiores a 0,85. Se analizaron las correlaciones de 324 series de tiempo simultáneamente La Tabla 4.3, presenta una pequeña porción de la matriz de correlaciones generada.

Tabla 4.3 Matriz de correlación entre las series de tiempo

		ALFA					USD/MXN				S&P BMV IPC					
		Cierre	Apertura	Máx	Min	m	Vol	Cierre	Apertura	Max	Min	Cierre	Apertura	Max	Min	Vol
ALFA	Último	1														
	Apertura	0,995	1													
	Máximo	0,998	0,998	1												
	Mínimo	0,998	0,997	0,9972	1											
	Pendiente	0,081	0,015	0,0447	0,0559	1										
	Vol	-0,052	-0,056	-0,044	-0,067	-0,011	1									
USD/MXN	Cierre	-0,578	-0,576	-0,576	-0,581	-0,03	0,0292	1								
	Apertura	-0,575	-0,575	-0,574	-0,577	-1E-04	0,0252	0,9927	1							
	Máximo	-0,571	-0,570	-0,569	-0,574	-0,027	0,0331	0,997	0,9948	1						
	Mínimo	-0,586	-0,585	-0,585	-0,588	-0,013	0,0227	0,9963	0,9975	0,9947	1					
S&P_BMV_IPC	Cierre	-0,649	-0,651	-0,657	-0,642	0,0212	0,0124	0,2713	0,2787	0,2667	0,2864	1				
	Apertura	-0,656	-0,653	-0,661	-0,647	-0,035	0,022	0,2724	0,2735	0,2665	0,2842	0,9898	1			
	Máximo	-0,660	-0,659	-0,665	-0,652	-0,013	0,0292	0,2826	0,2863	0,2778	0,295	0,9953	0,996	1		
	Mínimo	-0,647	-0,647	-0,654	-0,638	0,0009	0,0076	0,2625	0,2684	0,2564	0,2777	0,996	0,994	0,995	1	
	Vol	0,164	0,164	0,1747	0,1504	-0,031	0,5116	-0,007	-0,012	0,0065	-0,024	-0,196	-0,1833	-0,17	-0,207	1

Nota: Se presentan los coeficientes de correlación de la acción, una divisa y un índice accionario, la matriz de correlación en total tiene una longitud de 324x324, los valores en verde representan los coeficientes superiores a 0,85.

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.4 Variables y series significativas para el modelo de predicción

VARIABLES Y SERIES SIGNIFICATIVAS (ANÁLISIS TÉCNICO)		
Categoría	Variables	Series
ACCION	ALFAA	Precio de cierre, pendiente de los datos, volumen de cotizaciones
DIVISAS	Real Brasileño/MXN, Peso Chileno/MXN, Yuan Chino/MXN, Rupia India/MXN, EURO/MXN, MXN/ Sol Peruano, MXN/Peso Argentino, MXN/ Zloty Polaco, MXN/ Rublo Ruso, MXN/ Leu Rumano, USD/MXN, MXN/Lira Turca	Precio de cierre
INDICES ACCIONARIOS	Banamex 30, DAX Alemania, Bursa Optimo RTS, S&P 500, S&P BMV Industrials Select, S&P_BMV_IPC Inverse Daily, S&P_BMV_IPC MidCap, S&P_BMV_INMEX, S&P_BMV_IPC Sustainable, S&P_BMV_IPC 2X Leverage Daily, S&P_BMV_IPC S&P_BMV_IRT CompMx, S&P_BMV_IRT LargeCap, S&P_BMV_IRT, S&P_BMV_Mexico-Brazil TR, S&P_BMV_Mexico-Brazil, S&P_BMV_Retail & Distributors TR, Índice NIKKEI 225, Índice Nasdaq, S&P_BMV_Manufacturing, Electricity, & Water TR,	Precios de cierre y Volumen de cotizaciones
MATERIAS PRIMAS	Dow Jones Commodity Energy, Dow Jones Commodity Petroleum, Commodity Energy Exces return, Dow Jones Commodity Industrial Metals,	Precio de cierre
FUTUROS	Futuros aluminio, Futuros Azucar No 11 EEUU, Futuros Cobre, Futuros gas Natural, Futuros Índice Dólar, Futuros Indices maiz, Futuros Niquel, Futuros Petroleo Brent, Futuros Plata, Futuros Petroleo Crudo WTI, Futuros Platino, Futuros Plomo, Futuros Trigo, Futuros ZINC,	Precio de cierre
VARIABLES Y SERIES SIGNIFICATIVAS (ANÁLISIS FUNDAMENTAL)		
MACRO-ECONOMICOS	INPC, Tasa de desocupacion (porcentaje mensual), Tasa objetivo.	n/a
RATIOS FINANCIEROS	Ingresos (millones de dolares), Variación Flujo, Margen Operación, Margen Bruto, Margen neto, Rentabilidad fondos propios, prueba ácida, Cobertura de intereses, Utilidad por acción (en dolares), Ventas.	Neto periodo, variacion año vs año, variacion periodo vs
TOTAL SERIES:		95

Fuente: Elaboración propia

Durante el análisis de los coeficientes de correlación, se encontraron valores altos para las series de precios de cierre, apertura, máximo y mínimo para cada variable, esto permite inferir que es suficiente trabajar con una sola serie por variable. también, se hallaron altas correlaciones entre algunas divisas, índices accionarios e indicadores macroeconómicos por lo que también se descartaron variables de estas categorías.

En síntesis, se redujo la cantidad de posibles variables explicativas con base en el criterio de correlación, esta etapa, fue importante porque permitió pasar de 324 posibles series de tiempo a 94, eliminando aquellas que podrían proporcionar información redundante, aquí empieza a definirse con claridad qué variables aportarían mayor proporción de información al modelo. La Tabla 4.4 presenta las variables y series de datos que fueron consideradas significativas bajo el criterio indicado y a las que se les aplicó el ACP para ser utilizadas como entradas a la RNA.

4.3.3 Tratamiento estadístico de los datos

Una actividad importante en el análisis de STF es determinar la estacionariedad de la serie, pues, para poder hacer predicciones se debe presumir al menos una estacionariedad débil (Monsalve and Harmath 2015). Se dice que una serie es estacionaria si no se observa una tendencia en los datos o cuando la variabilidad de los datos es constante a lo largo de la serie. Una forma de identificar la no estacionariedad de la serie es a través de la observación de gráficas y otra a través de pruebas de estacionariedad como la prueba de Dickey-Fuller.

A continuación, se presentan las gráficas y pruebas estadísticas aplicadas a la serie de precios diarios de la acción ALFAA, la serie de la divisa USD y la serie del índice accionario S&P IPC. En el Anexo D se presentan las gráficas de las STF del análisis técnico presentadas en la Tabla 4.4.

Es importante señalar que para la prueba de Dickey-Fuller se plantea la siguiente hipótesis:

$$H_0: \text{La serie no es estacionaria}$$

Esto indica que si el valor absoluto del estadístico es mayor al valor crítico de 5% (0.05) la hipótesis nula es aceptada y por lo tanto la serie es no estacionaria (Vaisla and Bhatt 2010).

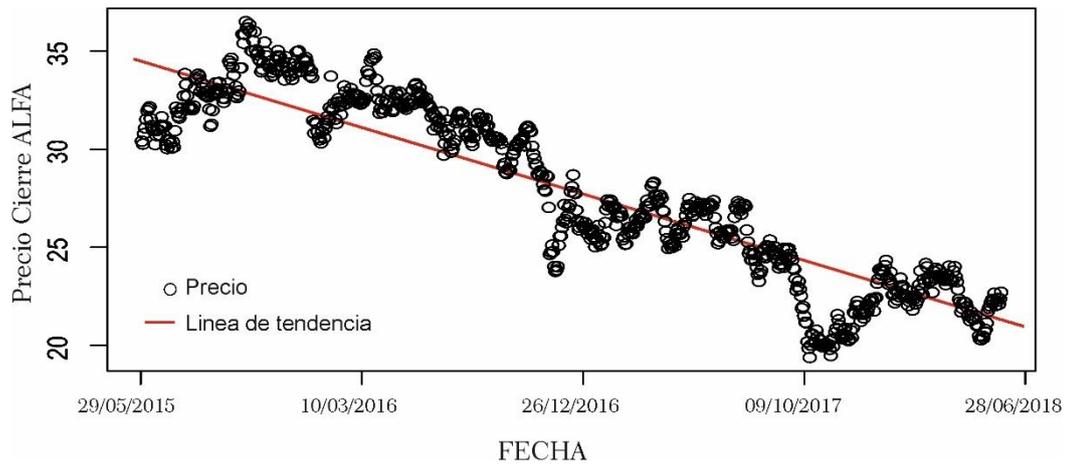


Figura 4.6 Precios de cierre acción ALFAA periodo 29/05/2015 a 28/06/2018

Fuente: Elaboración propia con datos de Investing

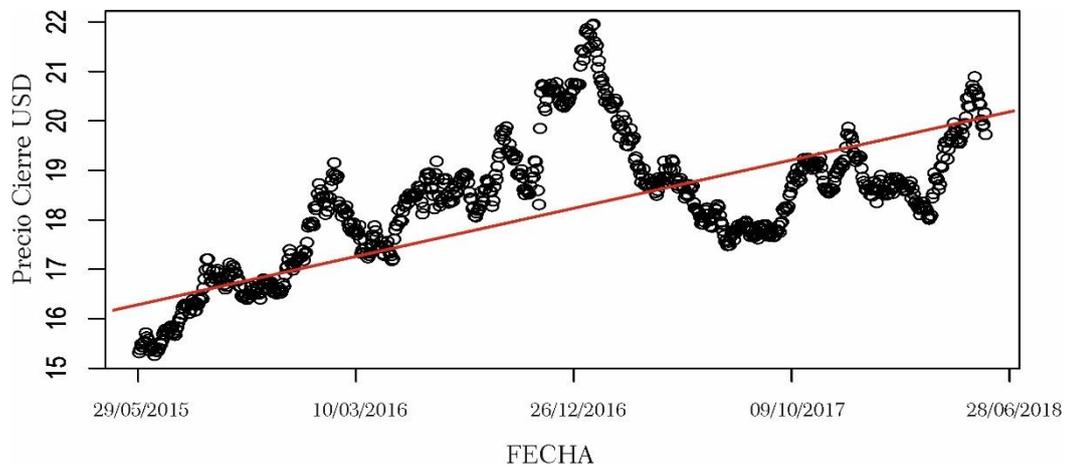


Figura 4.7 Precios de cierre Dólar periodo 29/05/2015 a 28/06/2018

Fuente: Elaboración propia con datos de Investing

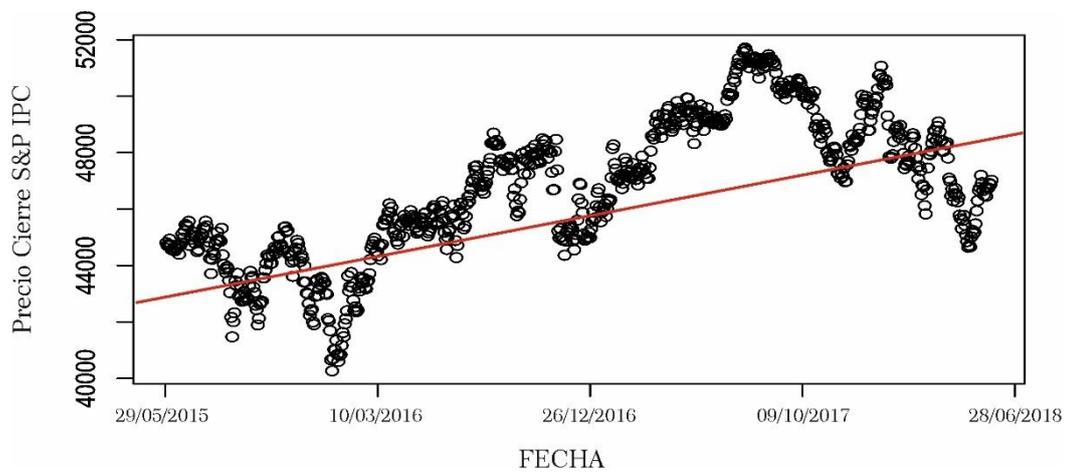


Figura 4.8 Precios cierre Índice S&P IPC periodo 29/05/2015 a 28/06/2018

Fuente: Elaboración propia con datos de Investing

Al observar las series de tiempo en sus gráficos de dispersión, se evidencia a simple vista tendencia de largo plazo, esta es una característica no deseada para los modelos paramétricos y de predicción, para verificar esta afirmación se aplica la prueba de Dickey-Fuller:

Tabla 4.5 Prueba de Dickey-Fuller para serie de precios de ALFAA

Null Hypothesis: ALFAA has a unit root		
Exogenous: Constant, Linear Trend		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.804243	0.3675
Test critical values:		
1% level	-2.567942	
5% level	-1.941231	
10% level	-1.616425	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.6 Prueba de Dickey-Fuller para serie de precios de cierre USD

Null Hypothesis: USD_MXN has a unit root		
Exogenous: Constant, Linear Trend		
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.447385	0.3546
Test critical values:		
1% level	-3.969906	
5% level	-3.415610	
10% level	-3.130046	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.7 Prueba de Dickey-Fuller para serie S&P IPC

Null Hypothesis: S_P_BMV_IPC has a unit root		
Exogenous: Constant, Linear Trend		
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.044041	0.1209
Test critical values:		
1% level	-3.969921	
5% level	-3.415617	
10% level	-3.130050	

Fuente: Elaboración propia

Los resultados de las pruebas de estacionariedad aplicados a todas las series, se encuentran resumidos en el Anexo E; en dichas pruebas, se encontraron tan solo dos series que presentaron comportamiento estacionario, según la teoría, es necesario que en los modelos paramétricos y de pronóstico, las series presenten al menos estacionariedad débil (Monsalve and Harmath 2015). Una forma de obtener series de tiempo estacionarias es por medio de la diferenciación de un paso (Munasinghe 2015).

Otros aspectos que se trataron en las series de tiempo fueron: en primer lugar, el manejo de valores atípicos que suelen generar ruido y por tanto dificultan la generalización del modelo (Ver Figura 4.9) y, en segundo lugar, la escala de los valores para que estos, se encuentren dentro del dominio activo de la función de activación que será empleada en la RNA.

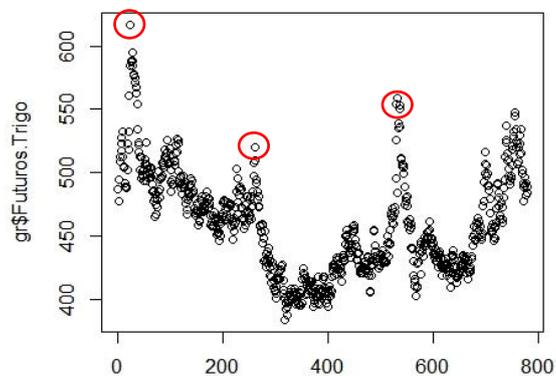


Figura 4.9 Valores atípicos en serie de tiempo: Futuros Trigo

Fuente: Elaboración propia con datos de Investing

Una forma de obtener la diferenciación y manejar valores atípicos es a través del uso de series de retornos. En esta etapa, se diferenciaron las series de tiempo, empleando la fórmula de rentabilidad simple presentada en 2.3.2, al mismo tiempo, se escalaron las STF a través de la fórmula (2.5), presentada en 2.3.9 y que escaló los datos a un rango entre -1 y 1. Con este tratamiento, se garantizó la estacionariedad de las series temporales, el resultado de las transformaciones realizadas y de las pruebas Dickey-Fuller a las series diferenciadas de ALFAA, USD/MXN y S&P IPC, se presentan a continuación. Los demás resultados¹¹ pueden apreciarse en el Anexo F.

¹¹ La prueba Dickey-Fuller se les aplicó a las series de análisis técnico y a algunas variables macroeconómicas ya que las que pertenecen a la categoría de Ratios Financieros ya están en términos de variaciones por lo que ya contienen la diferenciación.

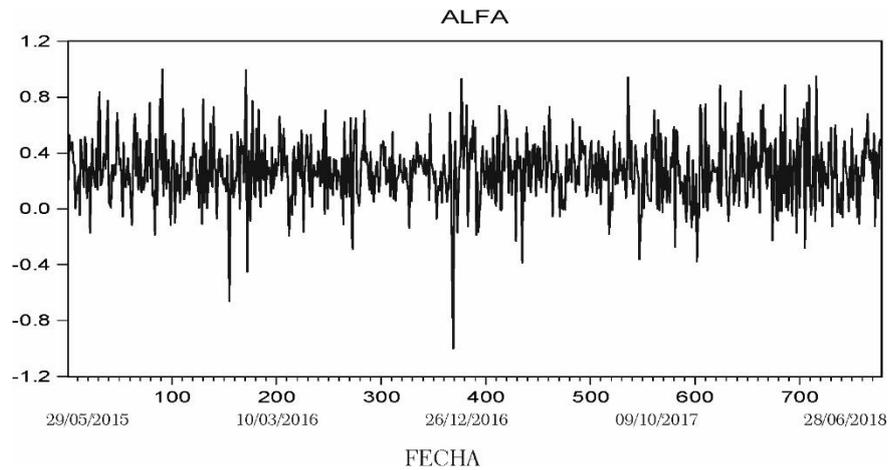


Figura 4.10 Serie de precios transformada en serie de rendimientos 29/05/2015 a 28/06/2018
Fuente: Elaboración propia

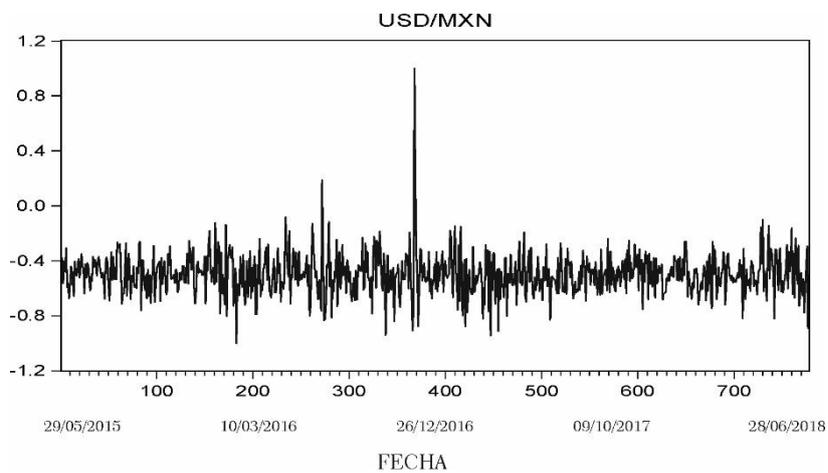


Figura 4.11 Serie de precios Dólar transformada en serie de rendimientos 29/05/2015 a 28/06/2018
Fuente: Elaboración propia

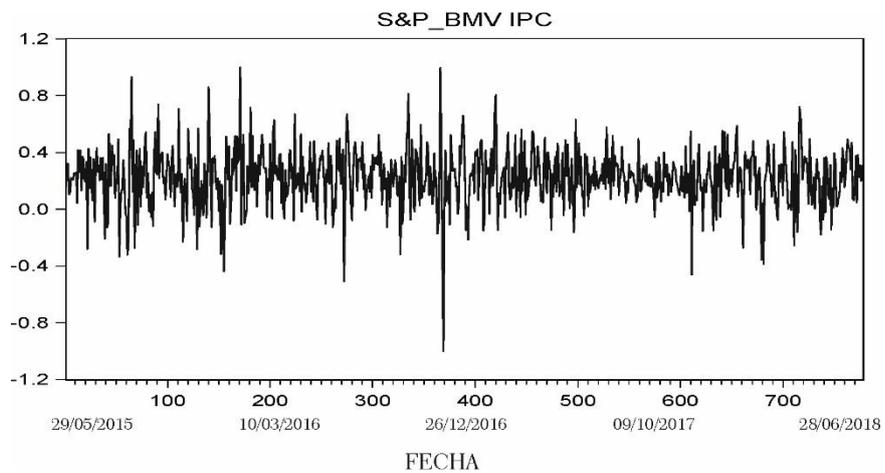


Figura 4.12 Serie de Índice IPC transformada a serie de variaciones 29/05/2015 a 28/06/2018
Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.8 Prueba de Dickey-Fuller a serie transformada ALFAA

Null Hypothesis: ALFA has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-27.50434	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.969921	
5% level	-3.415617	
10% level	-3.130050	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.9 Prueba de Dickey-Fuller a serie transformada USD/MXN

Null Hypothesis: USD_MXN has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-27.09982	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.969921	
5% level	-3.415617	
10% level	-3.130050	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.10 Prueba de Dickey-Fuller para serie transformada S&P IPC

Null Hypothesis: S_P_BMV_IPC has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=20)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-25.00569	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.969921	
5% level	-3.415617	
10% level	-3.130050	

Fuente: Elaboración propia

hasta este punto, se han seleccionado variables significativas para el modelo de predicción teniendo en cuenta criterios estadísticos y del investigador; así mismo, se han tratado las series para eliminar el ruido, eliminar valores atípicos, volverlas estacionarias, eliminar tendencias y estimar valores ausentes de acuerdo con la teoría. En la siguiente actividad se tratará el problema de la dimensionalidad mencionado en la sección 2.3.10.

4.3.4 Reducción dimensional

Cuando se usan RNA, un gran número de variables de entrada no conduce a resultados más precisos, a este fenómeno se le conoce como: "maldición de la dimensionalidad" (Andersson and Palm 2009). En actividades anteriores ya se trató de reducir la cantidad de variables de entrada a través de la eliminación de series que tienen alta correlación.

El desarrollo de esta actividad consiste en la aplicación del ACP. Esta es una herramienta útil para reducir el conjunto de datos de entrada a través de combinaciones lineales, procurando que estas expliquen la mayor parte de la variación del modelo. Este análisis implica la selección de nuevas variables considerando aquellas para las que la varianza es mayor y reduciendo aquellas que se encuentran altamente correlacionados (Waqar et al. 2017).

En esta investigación, la técnica de componentes principales se empleó para reducir las 95 variables señaladas en la Tabla 4.4. Para la selección de componentes se tuvo en cuenta el criterio de Kaiser (Kaiser 1960), que consiste en conservar aquellos factores cuyos autovalores sean mayores a 1. (Ver tabla 4.11). La razón de elegir los componentes cuyo valor propio es mayor que uno, es porque estos contribuyen con una unidad de varianza a la varianza total en el conjunto de datos.

Otro criterio útil para determinar el número apropiado de componentes principales es con el análisis del diagrama de sedimentación (Ver Figura 4.12) en este se presentan los valores propios ordenados de mayor a menor, la elección del número de componentes se da hasta el punto donde se observe una rotura o codo en el diagrama.

El resultado del ACP a las 96 variables que incluyen del análisis técnico y fundamental, arrojó un total de 19 componentes que explican el 83.5% de la varianza total, el criterio de retención como se mencionó fue el de Keiser. Después de elegir el número adecuado de componentes principales, se extraen las series que servirán como entradas; estas, son resultado de las combinaciones lineales de las variables ponderadas de cada componente, donde el valor de la constante corresponde al eigenvalor o valor propio calculado (Mingione 2011). Este proceso es llevado a cabo con el programa SPSS.

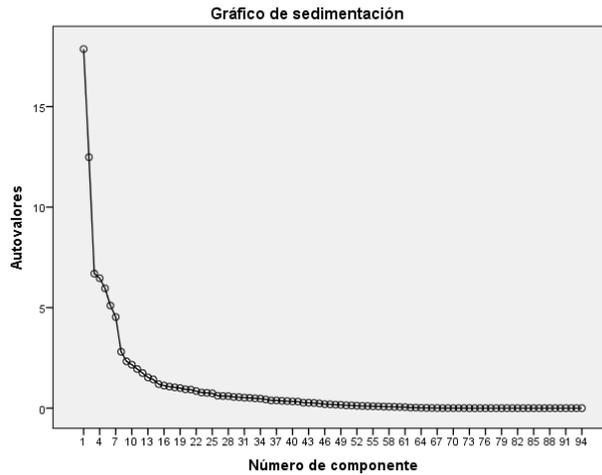


Figura 4.13 Gráfico de sedimentación ACP (series híbridas)

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.11 Análisis de componentes principales variables híbridas

N	Varianza total explicada								
	Autovalores iniciales			Sumas de las saturaciones a cuadrado de la extracción			Suma de las saturaciones a cuadrado de la rotación		
	Total	% varianza	% acum	Total	% varianza	% acum	Total	% varianza	% acum
1	17,864	19,004	19,004	17,864	19,004	19,004	14,874	15,823	15,823
2	12,483	13,280	32,285	12,483	13,280	32,285	9,860	10,490	26,313
3	6,695	7,122	39,407	6,695	7,122	39,407	7,921	8,427	34,740
4	6,463	6,876	46,283	6,463	6,876	46,283	7,572	8,055	42,795
5	5,958	6,338	52,621	5,958	6,338	52,621	6,076	6,464	49,259
6	5,105	5,431	58,052	5,105	5,431	58,052	5,296	5,634	54,893
7	4,533	4,822	62,874	4,533	4,822	62,874	4,341	4,618	59,511
8	2,805	2,984	65,858	2,805	2,984	65,858	4,047	4,305	63,816
9	2,330	2,479	68,337	2,330	2,479	68,337	2,371	2,522	66,338
10	2,163	2,301	70,638	2,163	2,301	70,638	2,124	2,259	68,598
11	1,946	2,070	72,709	1,946	2,070	72,709	2,026	2,156	70,754
12	1,748	1,859	74,568	1,748	1,859	74,568	1,952	2,077	72,831
13	1,531	1,629	76,196	1,531	1,629	76,196	1,887	2,007	74,838
14	1,429	1,521	77,717	1,429	1,521	77,717	1,691	1,799	76,637
15	1,195	1,271	78,988	1,195	1,271	78,988	1,465	1,559	78,196
16	1,126	1,198	80,187	1,126	1,198	80,187	1,459	1,552	79,748
17	1,072	1,140	81,327	1,072	1,140	81,327	1,252	1,332	81,080
18	1,038	1,104	82,431	1,038	1,104	82,431	1,153	1,227	82,307
19	1,001	1,064	83,495	1,001	1,064	83,495	1,116	1,188	83,495
20	,939	,999	84,493						
21	,924	,983	85,477						
22	,851	,905	86,382						
23	,777	,827	87,209						
24	,763	,811	88,020						
25	,739	,786	88,806						
.	.	.	.						
.	.	.	.						
.	.	.	.						
93	-1,1E-01	-1,1E-01	100,00						
94	-1,2E-01	-1,21E-0	100,00						

Fuente: Elaboración propia

Este proceso se repitió considerando únicamente las variables del análisis técnico, ya que estas serían ingresadas a una estructura de red con el fin de verificar la Hipótesis 4, se mejora el rendimiento de las predicciones. El número de series que corresponden al análisis técnico fueron en total 62. Al aplicar el ACP las componentes principales, las que cumplen con el criterio de Keiser, fueron 12 que explican el 77.14% de la varianza total del modelo. Los resultados del ACP para las variables del análisis técnico se presenta en la Tabla 4.12 y el gráfico de sedimentación la Figura 4.14.

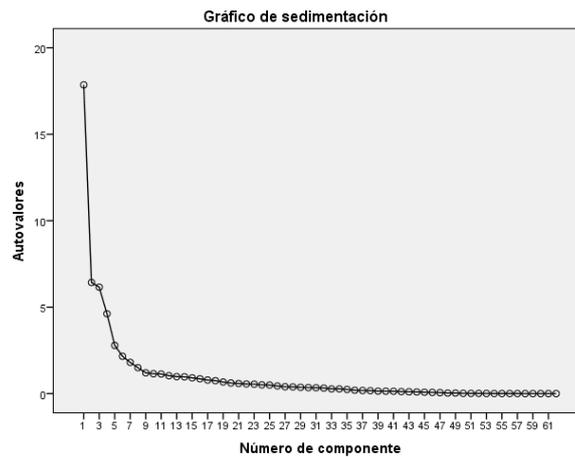


Figura 4.14 Gráfico de sedimentación ACP Variables (Series Técnicas)

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.12 Análisis de componentes principales variables técnicas

Varianza total explicada									
n	Autovalores iniciales			Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción			Suma de las saturaciones al cuadrado de la rotación		
	Total	% varianza	% acum	Total	% varianza	% acum	Total	% varianza	% acum
1	17,857	28,802	28,802	17,857	28,802	28,802	14,465	23,331	23,331
2	6,426	10,365	39,167	6,426	10,365	39,167	7,720	12,452	35,783
3	6,157	9,930	49,097	6,157	9,930	49,097	5,964	9,619	45,402
4	4,620	7,451	56,548	4,620	7,451	56,548	4,369	7,047	52,449
5	2,790	4,499	61,048	2,790	4,499	61,048	4,106	6,622	59,071
6	2,159	3,483	64,530	2,159	3,483	64,530	2,218	3,577	62,648
7	1,809	2,918	67,448	1,809	2,918	67,448	1,903	3,069	65,716
8	1,498	2,417	69,865	1,498	2,417	69,865	1,903	3,069	68,785
9	1,200	1,936	71,801	1,200	1,936	71,801	1,448	2,336	71,121
10	1,148	1,851	73,652	1,148	1,851	73,652	1,302	2,099	73,220
11	1,130	1,823	75,475	1,130	1,823	75,475	1,269	2,046	75,267
12	1,034	1,667	77,142	1,034	1,667	77,142	1,163	1,876	77,142
13	,982	1,583	78,726						
14	,971	1,566	80,292						
15	,913	1,472	81,764						
.	.	.	.						
.	.	.	.						
.	.	.	.						
61	3,3E-007	5,4E-007	100,00						
62	2,2E-011	3,5E-011	100,00						

Fuente: Elaboración propia

Capítulo 5

5. Desarrollo de los experimentos

Este capítulo presenta los procedimientos realizados para el entrenamiento de las redes, los criterios teóricos y las evidencias tenidas en cuenta para la selección de las arquitecturas y los algoritmos; también, se presentan los resultados de los experimentos realizados para cada enfoque, RNA con series de tiempo híbridas, RNA con series de tiempo Técnicas, modelos ARIMA con series híbridas y técnicas. Estos servirán como base para la presentación de los resultados en el capítulo 6.

5.1 Construcción del modelo

5.1.1 Selección del tipo de red

En esta aplicación se empleó el perceptrón multicapa FF porque está ampliamente documentada su utilidad en la resolución de problemas de predicción por ser un aproximador universal por excelencia (Vui et al. 2013).

La arquitectura de la red utilizada en este trabajo constó de tres capas en total, como se mencionó en la sección 2.7.2, la elección de esta arquitectura obedece a que su uso está ampliamente respaldado por trabajos como (Andersson and Palm 2009; Constantinou et al. 2012; Moghaddam, Moghaddam, and Esfandyari 2016; Munasinghe 2015; Sim Vui et al. 2013; Vaisla and Bhatt 2010), además porque se ha verificado que aumentar el número de capas ocultas no necesariamente mejora el rendimiento de las predicciones (Rao et al. 2015)

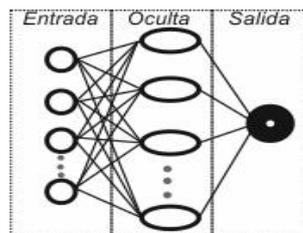


Figura 5.1 Perceptrón multicapa Feed Forward con tres capas

Fuente: Elaboración propia

Debido a la complejidad de representar las redes neuronales que resultaron en esta aplicación, dada la cantidad de variables de entrada y neuronas en la capa oculta que pueden usarse, se empleó la notación abreviada sugerida por (Hagan, Demuth, and Hudson 2014), donde el vector de entrada se representa por una barra sólida a la izquierda indicando el número de elementos como R . estas son multiplicadas con la matriz W que cuenta con R columnas, el sesgo escalar o bias se representa con b , la entrada neta a las funciones de transferencia F será representado con n ; que es la suma del sesgo b y el producto de Wp .

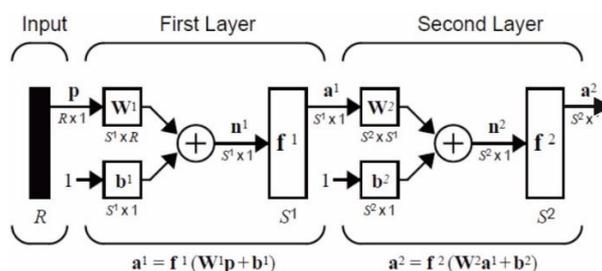


Figura 5.2 Notación abreviada de la RNA

Fuente: (Hagan, Demuth, and Hudson 2014)

5.1.2 Determinar aprendizaje de la red y funciones de transferencia

Se empleó un algoritmo de aprendizaje supervisado, esto quiere decir que se proporcionó una salida esperada (variaciones de cierre diarias en el periodo 29/05/2015 al 28/06/2018), el grado de aproximación de las salidas con el objetivo se obtuvo minimizando el estadístico MSE. El método de entrenamiento utilizado fue el Backpropagation y se emplearon como algoritmos de optimización los de gradiente decreciente y Levenberg-Marquardt en el proceso experimental, su uso se justifica en la capacidad que tienen para predecir problemas económicos o financieros y por su habilidad de generalizar modelos de series de tiempo no lineales (Arrieta Bechara, Torres Cruz, and Velásquez Ceballos 2009)

5.1.3 Funciones de la capa oculta

La literatura sugiere que se emplee la función Tangente Sigmoide como función de transferencia en la capa oculta, ya que posee un rango activo entre -1 y 1 y las aplicaciones con esta función presentan mejores rendimientos de predicción (Aghababaeyan, Tamanna, and NajeebAhmad 2011).

$$y = \tan \text{sig}(v) = \frac{2}{1 + e^{-2v}} - 1$$

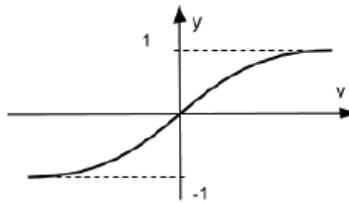


Figura 5.3 Función de transferencia Tan-Sigmoid

Fuente: Elaboración propia

Hasta el momento no existe una técnica concreta para determinar el número óptimo de neuronas en la capa oculta, según (Aghababaeyan, Tamanna, and NajeebAhmad 2011), la forma más adecuada es por medio de la experimentación de prueba y error. El mecanismo que se siguió en esta investigación es similar al empleado por Aghababaeyan en su aplicación, se selecciona una cantidad de neuronas, se registra el rendimiento del pronóstico y a continuación se aumenta o disminuye ligeramente la cantidad y se vuelve a registrar el rendimiento para compararlos hasta que se encuentre un error aceptable.

5.1.4 Función de la capa de salida

Dadas las necesidades de la investigación, en la capa de salida se planteó pronosticar el grado de variación diario de la acción en estudio por lo que se utilizó la función lineal

<i>Función Lineal</i>	$a = n$	 <i>Purel</i>
-----------------------	---------	--

Figura 5.4 Función usada en la capa de salida

Fuente: Elaboración propia

5.1.5 Evitar sobreajuste

Como se mencionó, el sobreajuste es un problema que surge cuando las redes memorizan los datos del entrenamiento, pero son incapaces de generalizar el modelo, algunas de las técnicas que se tienen en cuenta para solucionar el problema de sobreajuste son (Vui et al. 2013):

- Emplear un gran conjunto de entrenamiento.
- Poda de la red

- Ajustar el número de neuronas de la capa oculta al tamaño de los datos y de las entradas.
- Observar que el rendimiento de las etapas de entrenamiento, validación y pruebas sean similares.

Para configurar la arquitectura de la red y evitar el sobreajuste, se empleó la fórmula (2.34) provista por (Andersson and Palm 2009). Esta es la condición que debe cumplir la arquitectura para evitar sobreajustes.

$$NumHid \leq \frac{Series\ Length - numInputs}{2.2(1 + numInputs)} \quad (2.34)$$

5.1.6 Entrenamiento de la red

El entrenamiento se llevó a cabo con el *toolbox* de Matlab, donde se programó un código que permitió agilizar el proceso experimental. Ver anexo G. El entrenamiento consistió en probar varias configuraciones, tanto para los datos de análisis técnico como los de análisis híbrido. Las variaciones de las configuraciones consistieron en modificar el número de neuronas en la capa oculta y el número de entradas. En este punto es importante definir qué se considera número de entradas para esta investigación.

Se había mencionado que, para el caso de las variables híbridas, 19 series de tiempo iban a ser consideradas como variables de entrada y para el análisis tradicional o técnico 12, en síntesis, cada día presenta un vector de 19 y 12 valores respectivamente. Sin embargo, el modelo de pronóstico sugiere que la información pasada explica la información futura, por tanto, es importante determinar el número de días en el pasado que se deben considerar para predecir lo que sucederá un día después de manera óptima.

Dicho esto, el tamaño del vector de entrada R o número de entradas vendrá dado por el producto entre número de variables (*19 o 12 según sea el caso*) y el número de días en el pasado que se considerarán, este proceso experimental también es relevante para definir la arquitectura óptima de la red.

$$numInputs = numVariables \times numDías\ considerados \quad (5.1)$$

En total se entrenaron 689 RNA (*experimentos*), para cada uno de los enfoques, cada experimento corresponde a una configuración diferente, el número de días osciló entre 1 y 137 y neuronas en la capa oculta entre 1 y 15 siempre ajustándose a la condición de la formula (2.34). Los resultados vienen medidos en términos del MSE y tasa de aciertos de la dirección. Los valores de cada uno de los experimentos pueden verse en el Anexo H. La Figura 5.5, presenta una gráfica con resultados de los 689 experimentos en términos del MSE y La tasa de aciertos. Se pretende encontrar una red que presente un bajo valor de MSE y un alto valor en la tasa de aciertos de la dirección.

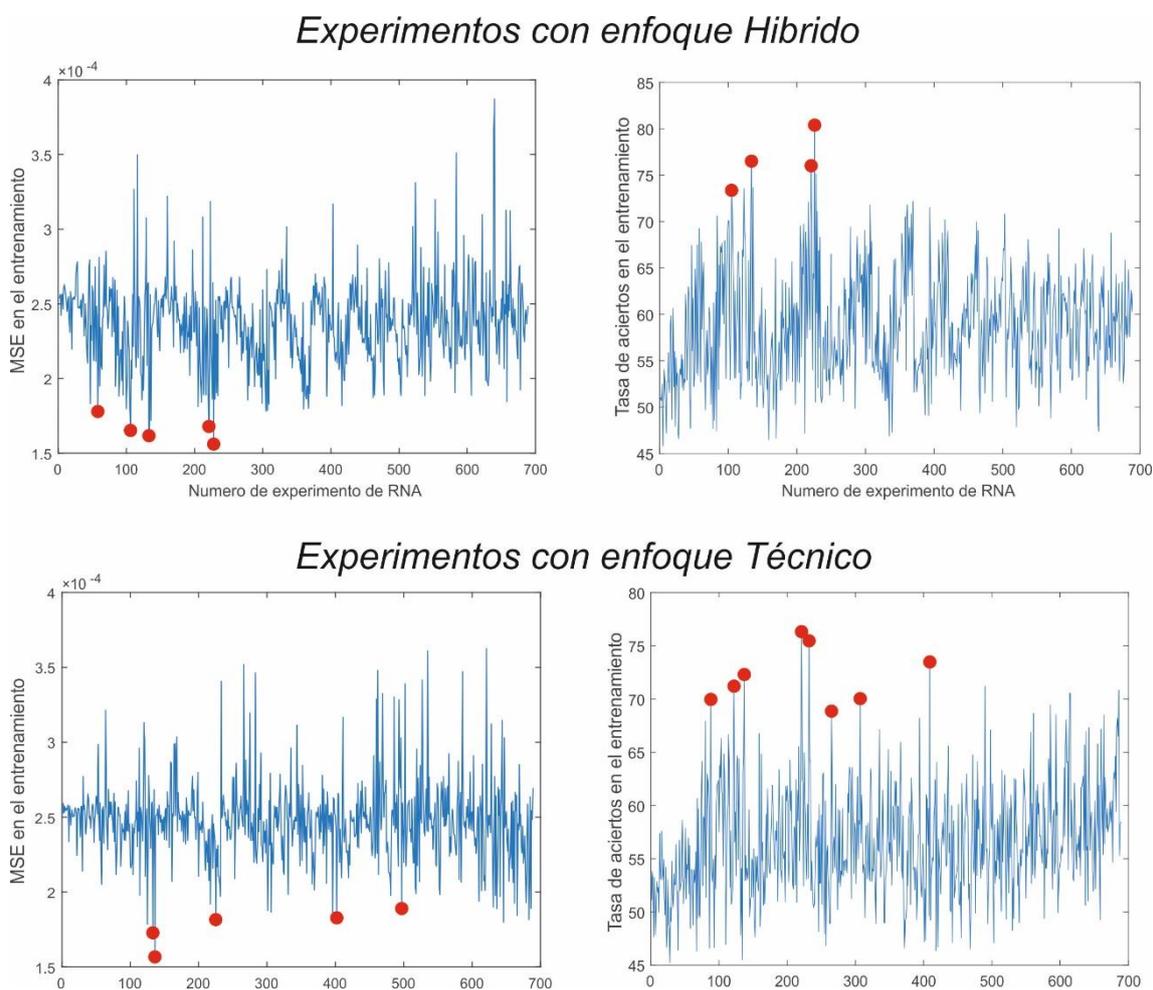


Figura 5.5 Valor de MSE y Tasa de aciertos en los experimentos para cada enfoque (etapa de entrenamiento)

Fuente: Elaboración propia

Del análisis de la Figura 5.5 se puede determinar que al menos, en la etapa de entrenamiento, los resultados del análisis híbrido para la predicción de la dirección

presentan un mejor rendimiento pues existen arquitecturas con rendimientos superiores al 80% en la tasa de aciertos mientras que los experimentos del enfoque técnico no superan el 75%. Por otra parte, los resultados para el cálculo de la variación diaria presentan en ambos casos valores de MSE muy similares, alcanzando un mínimo de 0.000156 en el enfoque híbrido y un 0.000157 en el técnico.

Las redes con mejores resultados en el periodo de entrenamiento y sus arquitecturas se presentan en la Tabla 5.1, el resultado de todos los experimentos se puede observar en el Anexo H:

Tabla 5.1 Rendimiento pronóstico de RNA con mejores resultados (Entrenamiento)

Análisis híbrido						Análisis Técnico					
Mejores Criterio MSE (periodo entrenamiento)			Mejores Tasa de Aciertos (Periodo Entrenamiento)			Mejores Criterio MSE (periodo entrenamiento)			Mejores Tasa de Aciertos (Periodo Entrenamiento)		
No RNA	Valor del MSE	Valor Tasa de aciertos	No RNA	Valor Tasa de aciertos	Valor del MSE	No RNA	Valor del MSE	Valor Tasa de aciertos	No RNA	Valor Tasa de aciertos	Valor del MSE
228	0,0001561	75,15%	226	80,40%	0,0001860	136	0,000157	72,67%	136	72,66%	0,000157
133	0,0001617	72,63%	134	76,50%	0,0001685	133	0,000173	71,98%	133	71,98%	0,000173
106	0,0001653	71,29%	221	76,01%	0,0001653	125	0,000178	69,13%	225	71,92%	0,000182
367	0,0001666	73,37%	228	75,15%	0,0001561	646	0,00018	70,02%	619	71,86%	0,000201
134	0,0001685	76,50%	136	73,64%	0,0001717	683	0,000181	67,39%	646	70,02%	0,00018
136	0,0001717	73,65%	123	73,56%	0,0001854	225	0,000182	71,92%	125	69,13%	0,000178
58	0,0001780	69,23%	105	73,36%	0,0001799	402	0,000183	65,87%	641	68,99%	0,000197
305	0,0001780	66,56%	367	73,37%	0,0001666	666	0,000184	67,85%	497	68,53%	0,000189
307	0,0001784	71,81%	133	72,63%	0,0001617	396	0,000185	65,60%	636	68,25%	0,000189
360	0,0001793	70,70%	369	72,20%	0,0001898	306	0,000186	66,81%	369	67,97%	0,000201
100	0,0001795	70,01%	217	72,11%	0,0001888	301	0,000187	67,50%	666	67,85%	0,000184

Fuente: Elaboración propia

5.1.7 Validación de la red

De acuerdo con la teoría de Redes Neuronales, la red seleccionada no necesariamente será la que logra el mejor resultado en la etapa de entrenamiento, sino aquella que presente un buen rendimiento tanto en las etapas de entrenamiento como de validación (Andersson and Palm 2009). El proceso llevado a continuación, es seleccionar aquellas redes que hayan presentado tasas de acierto superiores al 65% en el periodo de entrenamiento, esto porque se considera el criterio de *Tasa de acierto*

más importante que el MSE en esta investigación, dadas las implicaciones económicas que tiene el predecir correctamente la dirección en las inversiones¹².

La Figura 5.6, presenta el resultado de los rendimientos de aquellas redes que obtuvieron desempeños superiores al 65% en la etapa de entrenamiento, este valor es el que se considera como mínimo aceptable por el investigador y obedece a criterio personal, La Figura 5.6, pretende reflejar aquellas redes que presentan los mejores resultados tanto en la etapa de entrenamiento como de validación e identificar aquellas que presentan desempeños similares, el conjunto de datos con el que se realiza la validación se presenta en el numeral 4.2.5. Este proceso se llevó a cabo con Matlab y con el código presentado en el Anexo I.

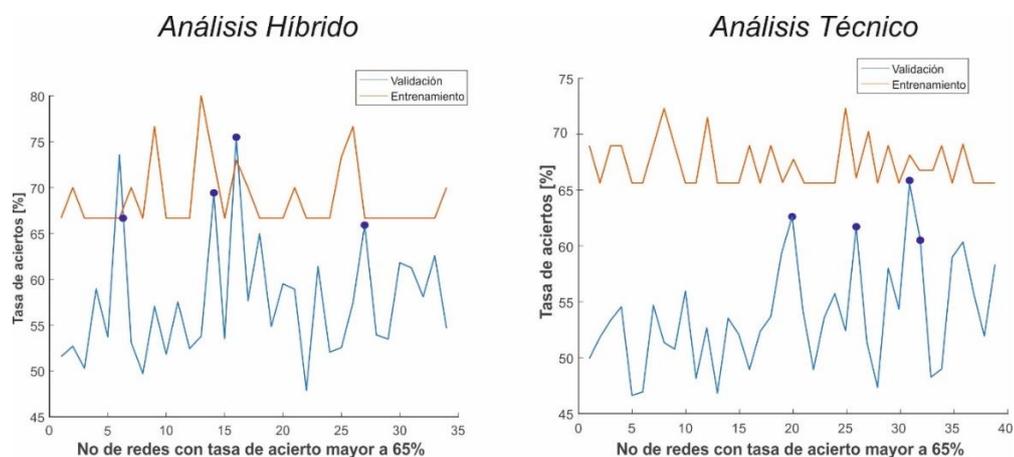


Figura 5.6 Comparación de tasa de validación con tasas de entrenamiento superiores a 65%

Fuente: Elaboración propia

Como se mencionó, se requieren aquellas redes que presentaron los más altos resultados en la etapa de validación siempre que su desempeño fuera similar a la etapa de entrenamiento. La Tabla 5.2, presenta las 4 redes con mejores rendimientos en estas dos etapas, hasta el momento empiezan a hacerse evidente las diferencias que existen entre los dos enfoques, las redes con análisis han presentado un mejor desempeño de pronóstico en ambas características (Variabilidad y dirección). En esta etapa se consideró una preselección de las redes bajo el criterio de similares resultados en

¹² Elegir la red que presenta menor valor de MSE podría conducir a resultados erróneos ya que como se observa en la Tabla 5.1, no necesariamente la red que presenta un menor valor de MSE, es la que más acierta, pueden presentarse riesgos al tomar decisiones bajo este criterio.

etapas de entrenamiento y validación, la selección de la mejor arquitectura dependió de los resultados obtenidos en la etapa de pruebas.

Tabla 5.2 Preselección de redes con mejores desempeños en entrenamiento y validación

Mejores Redes Análisis Híbrido					Mejores Redes Análisis Técnico				
No RNA	Etapa entrenamiento		Etapa Validación		No RNA	Etapa entrenamiento		Etapa Validación	
	Valor del MSE	Valor Tasa aciertos	Valor del MSE	Valor Tasa aciertos		Valor del MSE	Valor Tasa aciertos	Valor del MSE	Valor Tasa aciertos
367	0,00016663	73,37%	0,00023719	75,24%	331	0,00019807	67,44%	0,00028194	66,01%
394	0,00018293	70,92%	0,00019876	68,31%	479	0,00021315	66,03%	0,00023159	62,72%
478	0,00016813	66,32%	0,00025437	65,34%	481	0,00019731	67,03%	0,00029851	61,80%
566	0,00020153	69,13%	0,00024898	63,36%	552	0,00020273	65,62%	0,00025046	60,15%

Fuente: Elaboración propia

5.1.8 Pruebas de la red

Una vez se identificaron las mejores redes, fue importante verificar los resultados con el conjunto de pruebas descrito en 4.2.4 y analizar el desempeño en las tres etapas para seleccionar la mejor arquitectura. La Figura 5.7, presenta las proyecciones de las variaciones reales y las variaciones predichas en el periodo de pruebas para las 4 mejores redes del enfoque Híbrido y la Figura 5.8 las proyecciones de las 4 mejores del enfoque técnico. También, se presenta la Tabla 5.3, que resume el resultado de los estadísticos en las tres etapas y se señalan las redes escogidas por su desempeño en cada enfoque.

Tabla 5.3 Resultados de las mejores redes en etapas de entrenamiento, validación y pruebas

Mejores Redes Análisis Híbrido						
No RNA	Etapa entrenamiento		Etapa Validación		Etapa Pruebas	
	Valor del MSE	Valor Tasa aciertos	Valor del MSE	Valor Tasa aciertos	Valor del MSE	Valor Tasa aciertos
367	0,00016663	73,37%	0,00023719	75,24%	0,00021958	80,19%
394	0,00018293	70,92%	0,00019876	68,31%	0,00020351	76,23%
478	0,00016813	66,32%	0,00025437	65,34%	0,00002471	61,38%
566	0,00020153	69,13%	0,00024898	63,36%	0,00026611	66,33%
Mejores Redes Análisis Técnico						
No RNA	Etapa entrenamiento		Etapa Validación		Etapa Pruebas	
	Valor del MSE	Valor Tasa d aciertos	Valor del MSE	Valor Tasa d aciertos	Valor del MSE	Valor Tasa d aciertos
331	0,00019807	67,44%	0,00028194	67,32%	0,00026264	66,33%
479	0,00021315	66,03%	0,0002316	64,35%	0,00025741	61,38%
481	0,00019731	67,03%	0,00029852	61,38%	0,00027225	62,37%
552	0,00020273	65,62%	0,00025046	59,40%	0,00026585	58,41%

Fuente: Elaboración propia

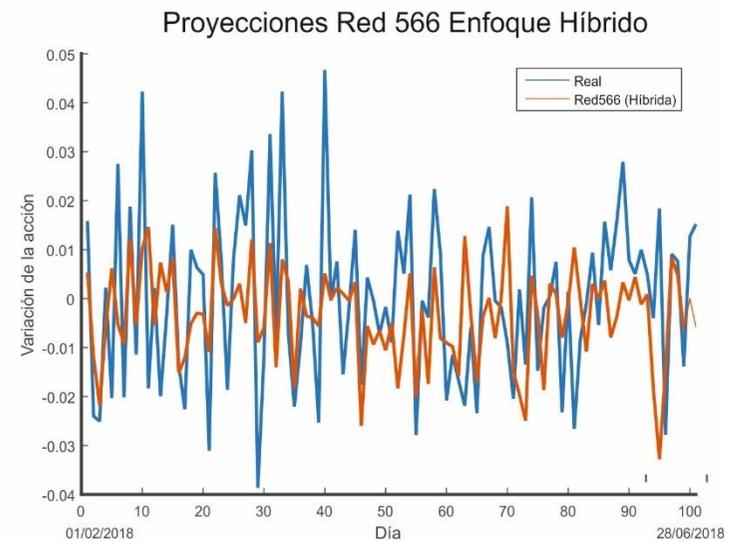
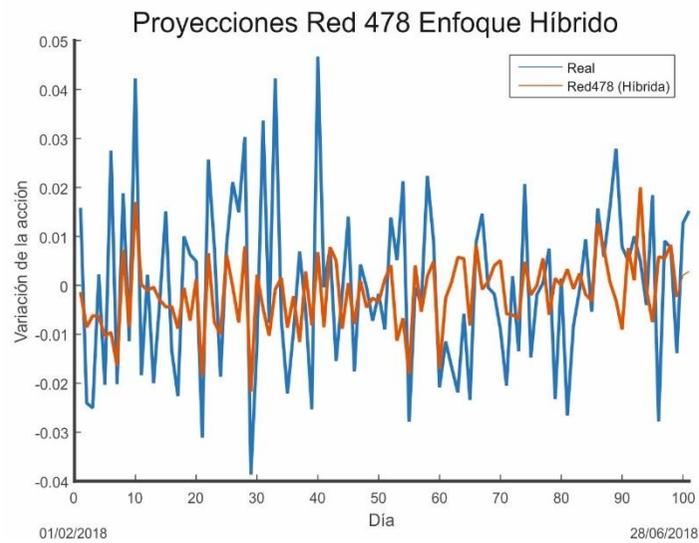
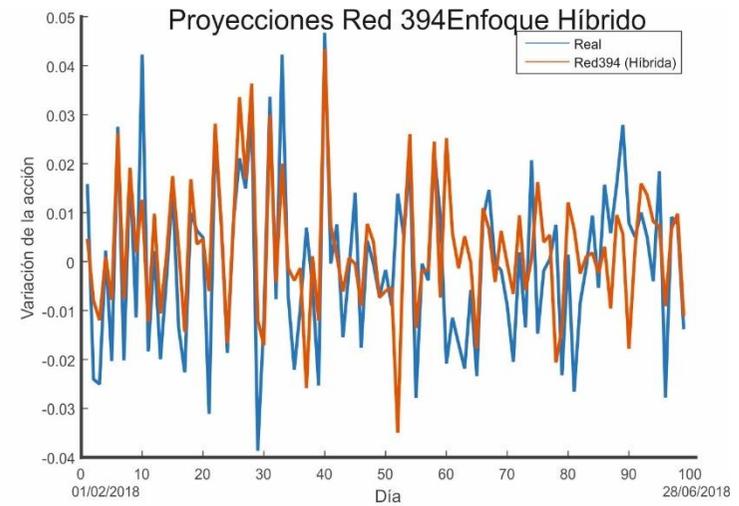
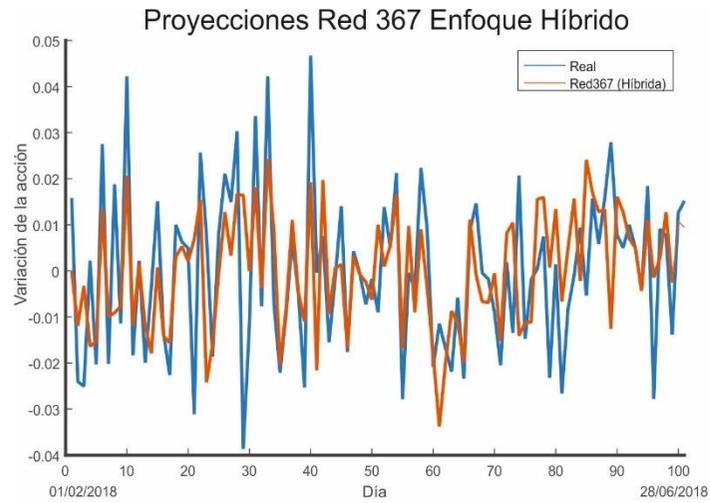


Figura 5.7 Proyecciones de las predicciones para el conjunto de pruebas (Enfoque Híbrido)

Fuente: Elaboración propia

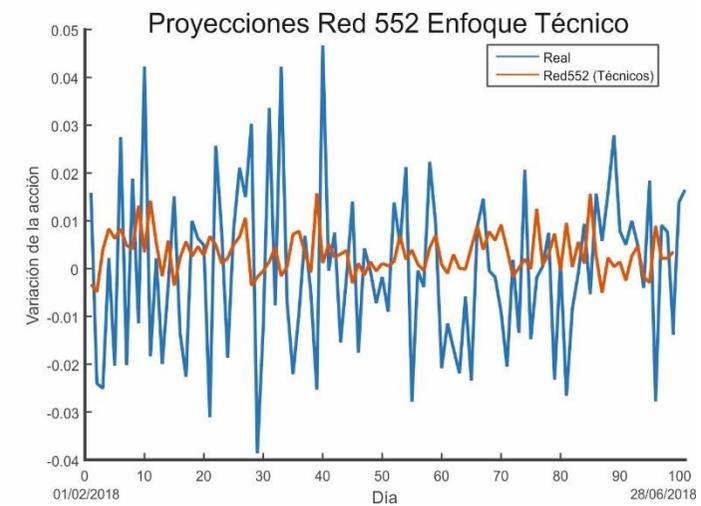
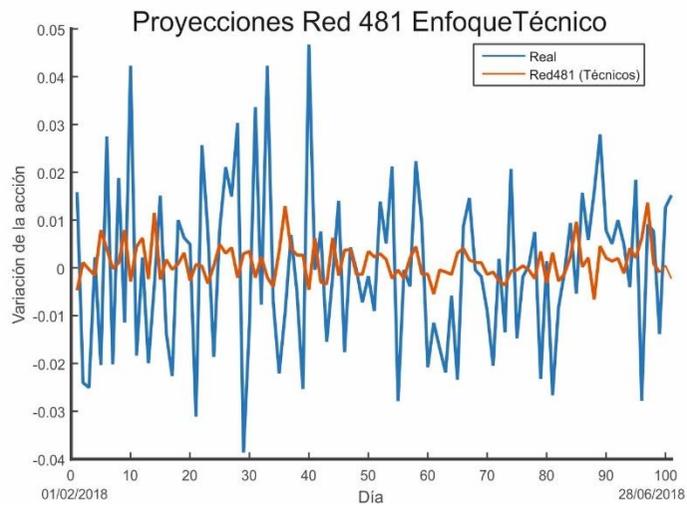
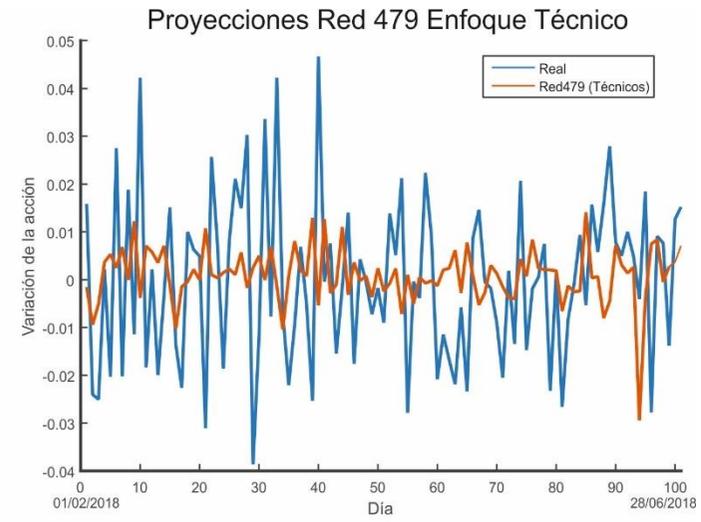
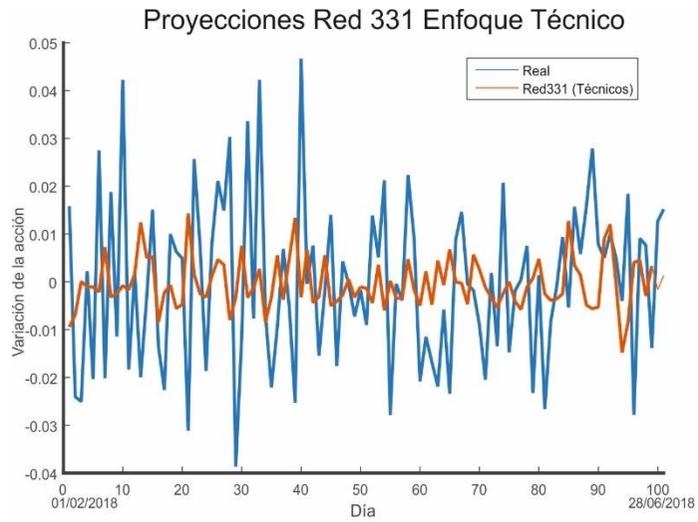


Figura 5.8 Proyecciones de las predicciones para el conjunto de pruebas (Enfoque Técnico)

Fuente: Elaboración propia

5.1.9 Selección de la mejor arquitectura

Después de preseleccionar las redes que presentaron un desempeño similar en las tres etapas, es necesario identificar aquella que por sus resultados presentó pronósticos más seguros. Para el enfoque Híbrido, se seleccionó la red No 367, pues en las predicciones de la dirección logra acertar un 80.19% de las veces; llama la atención que esta red presentó un rendimiento creciente en las tres etapas, iniciando con 73.37% en etapa de entrenamiento, 75.24% en etapa de validación y finalmente 80.19% en etapa de pruebas.

Para el enfoque técnico, se seleccionó la Red 331; esta logró un rendimiento en la etapa de pruebas del 66.3%, resultado que no es despreciable dadas las características de la investigación. Después de observar las gráficas, es notable que esta red no logró capturar con la misma precisión que las redes híbridas las variaciones de la acción. La Tabla 5.4, presenta las configuraciones empleadas en cada una de las redes y las Figuras 5.9 y 5.10 la representación de las mejores arquitecturas de acuerdo con la notación presentada en 5.1.1.

Tabla 5.4 Resumen de mejores arquitecturas por enfoque de análisis

Análisis Híbrido				Análisis técnico			
No RNA	Neuronas en la capa oculta	Entradas	Días	No RNA	Neuronas en la capa oculta	Entradas	Días
367	5	1102	58,00	331	5	264	22,00
394	6	456	24,00	479	8	168	14,00
478	8	247	13,00	481	8	192	16,00
566	10	532	28,00	552	10	168	14,00

Fuente: Elaboración propia

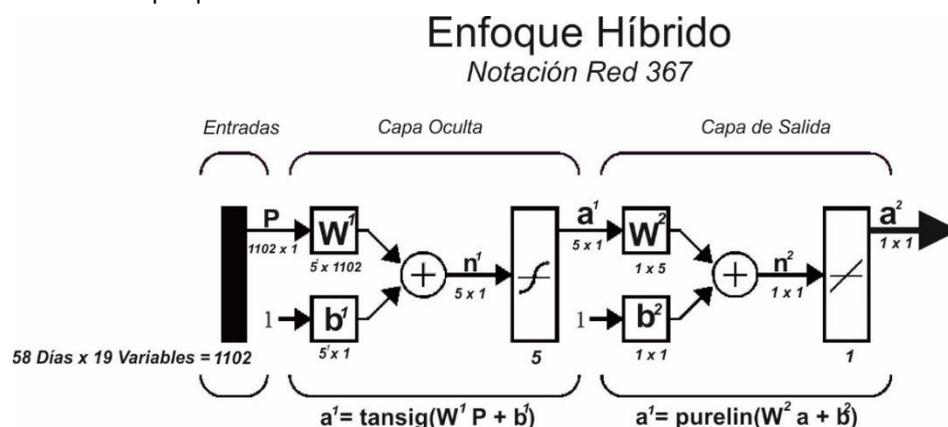


Figura 5.9 Notación de la mejor arquitectura de red (Enfoque Híbrido)

Fuente: Elaboración propia

Enfoque Técnico

Notación Red 331

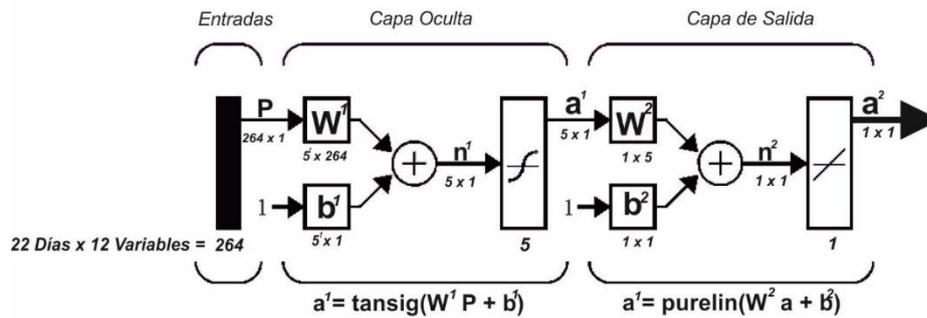


Figura 5.10 Notación de la mejor arquitectura de red (Enfoque Técnico)

Fuente: Elaboración propia

5.1.10 Desarrollo de modelo ARIMA

Otro objetivo de esta tesis es demostrar que las RNA, son más eficientes que los modelos estadísticos tradicionales, en la predicción de mercados financieros. A continuación, se presenta el desarrollo de un modelo ARIMA multivariado desarrollado con XLSTAT para Excel. Se emplearon como variables explicativas las mismas 19 y 12 señaladas en capítulos previos para cada enfoque, los resultados de esta técnica se presentan a continuación:

Tabla 5.5 Resultados del modelo ARIMA

MODELO ARIMA							
Parámetros D modelo		Enfoque Híbrido			Enfoque Técnico		
		Etapas	MSE	Tasa aciertos	Etapas	MSE	Tasa aciertos
p	1	Entrenamiento	0,00022264	54,11%	Entrenamiento	0,00022645	41,34%
d	0	Validación	0,00036237	44,90%	Validación	0,00030841	42,85%
q	0	Pruebas	0,00031685	50,50%	Pruebas	0,00029967	33,66%
s	1	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Fuente: Elaboración propia

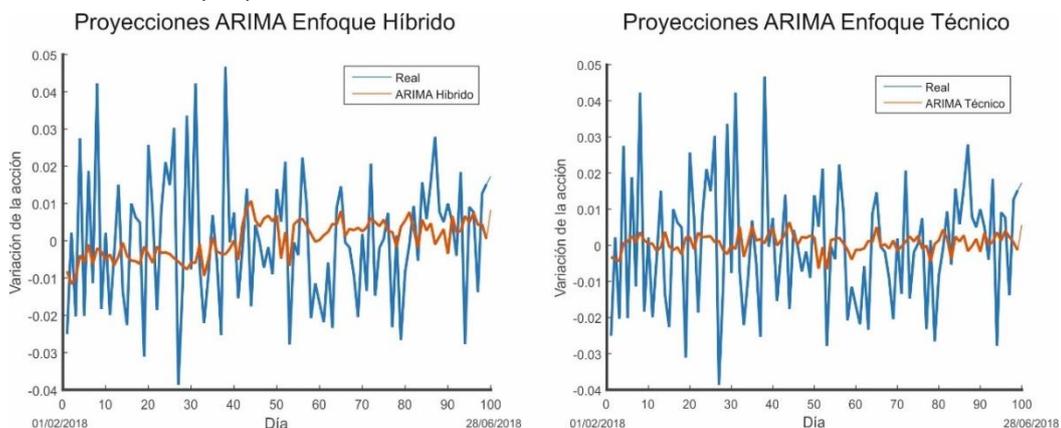


Figura 5.11 Proyecciones de las predicciones para el conjunto de pruebas (ARIMA)

Fuente: Elaboración propia

Capítulo 6

6. Presentación de resultados

En esta sección se presenta la consolidación de los resultados y los análisis realizados durante el desarrollo de las etapas de la metodología. La presentación de los resultados se realizará a través de la comparación de las predicciones de cada modelo y posteriormente se responderán a las hipótesis planteadas en 1.4.

Un análisis importante, fue observar cómo se traducen las predicciones de los rendimientos diarios cuando son convertidos en series de precios. Esta transformación sirve para examinar si la red es capaz de simular el comportamiento de la acción en el mediano plazo. En las figuras 6.1, 6.2 y 6.3; se presentan proyecciones de los precios pronosticados para los últimos 30 días del periodo de muestra; estas proyecciones son los resultados arrojados por cada una de las redes entrenadas y el modelo ARIMA. Se proyectan 30 días en el futuro porque al contemplar periodos de tiempo más largos, las desviaciones se hacen más notables ya que se va arrastrando el error. Si bien, el objetivo de este proyecto no es la predicción del precio en el mediano plazo, este análisis se presenta superficialmente para contemplarlo en futuras investigaciones.

Para el enfoque híbrido, a pesar de que la Red 367 es la que presenta mejores resultados en la predicción de la dirección, son las redes 478 y 394 las que mejor simulan el comportamiento de la serie a mediano plazo. Por su parte, las redes con enfoque técnico presentan un comportamiento de mediano plazo más próximo, siendo la 481 la más precisa, sin embargo, esto puede obedecer a que los rendimientos pronosticados no tienen la misma sensibilidad que los realizados con redes híbridas y sus fluctuaciones se encuentran en un intervalo menor.

Los resultados del modelo ARIMA, evidencian que este fue capaz de predecir la tendencia sin lograr captar las fluctuaciones del precio con algún grado de precisión, su comportamiento tiende a ser lineal.

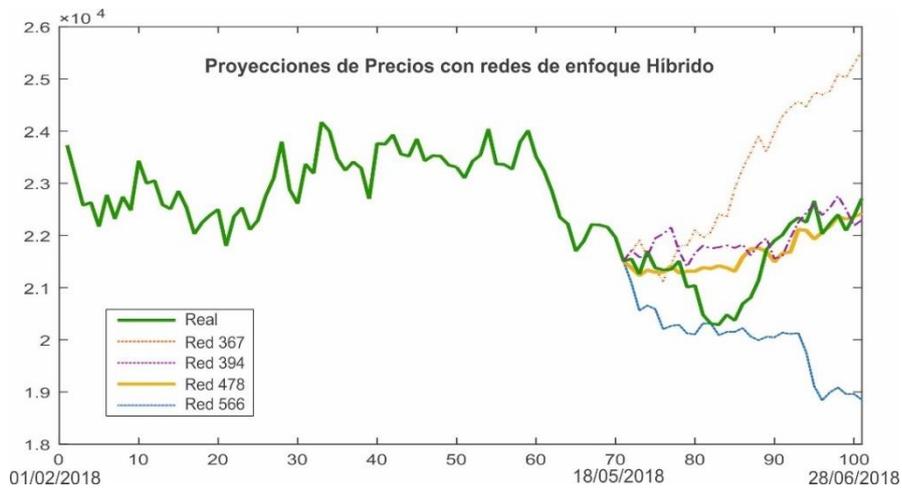


Figura 6.1 Proyección de rendimientos transformados en serie de precios (Híbrido Mediano Plazo)

Fuente: Elaboración propia

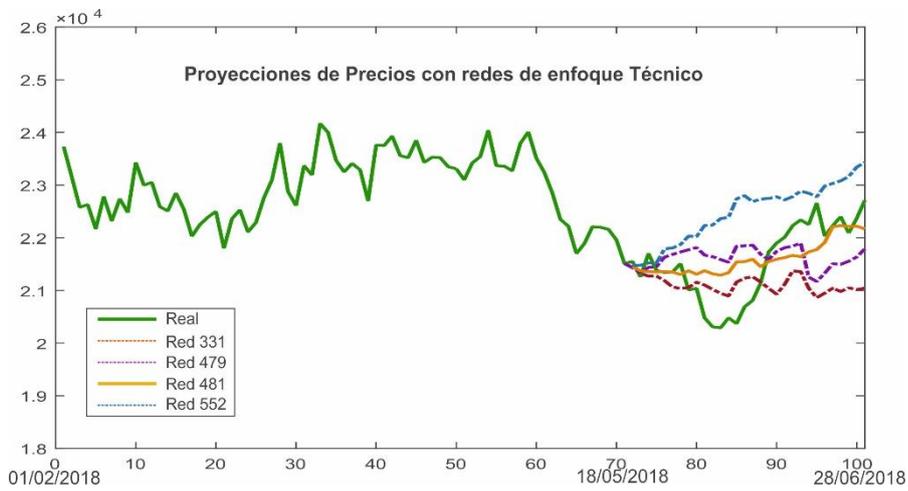


Figura 6.2 Proyección de rendimientos transformados en serie de precios (Técnico Mediano plazo)

Fuente: Elaboración propia

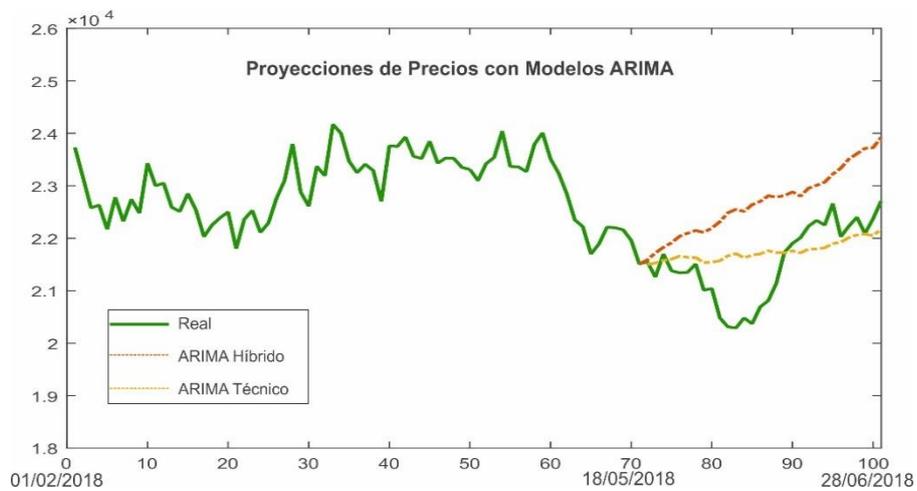


Figura 6.3 proyecciones de rendimientos transformados en serie de precios (ARIMA Mediano plazo)

Fuente: Elaboración propia

Al observar estas proyecciones, se evidencia que no necesariamente, la red que es más acierta en las predicciones de la dirección, ni la que presenta MSE menor, es la que, a mediano plazo, logra predicciones más precisas. Es interesante el ejercicio realizado en esta investigación porque las redes pueden ser utilizadas por los inversionistas de acuerdo con los objetivos de inversión. Inversionistas de periodos cortos de tiempo encontrarían más utilidad con la red híbrida 367, mientras que para aquellos que invierten a mediano plazo, la red híbrida 478 le permitiría una mejor toma de decisiones.

6.1 Comparación de resultados

Continuando con el objeto de esta investigación, predecir los rendimientos y la dirección que tomará la acción diariamente, se señalaron en 5.1.9 las arquitecturas que por sus resultados son consideradas las más adecuadas para cada enfoque, de igual forma, se presentaron las predicciones realizadas con un modelo ARIMA de enfoque Híbrido y otro Técnico, los resultados de los pronósticos de los rendimientos diarios calculados por cada modelo y los rendimientos reales se presentan en el Anexo J.

En las secciones siguientes se presentan las comparaciones de cada modelo por pares de forma gráfica que permiten un análisis más amigable.

6.1.1 Modelos de predicción Híbridos vs Modelos de predicción técnicos

Las predicciones de los rendimientos muestran notables diferencias según el enfoque. Al observar las proyecciones, se evidencia que la red híbrida, es capaz de copiar con mayor precisión los rendimientos diarios de la acción, mientras que la red con enfoque técnico presenta proyecciones con intervalos de variación menor y un mayor residuo. Ver Figura 6.4.

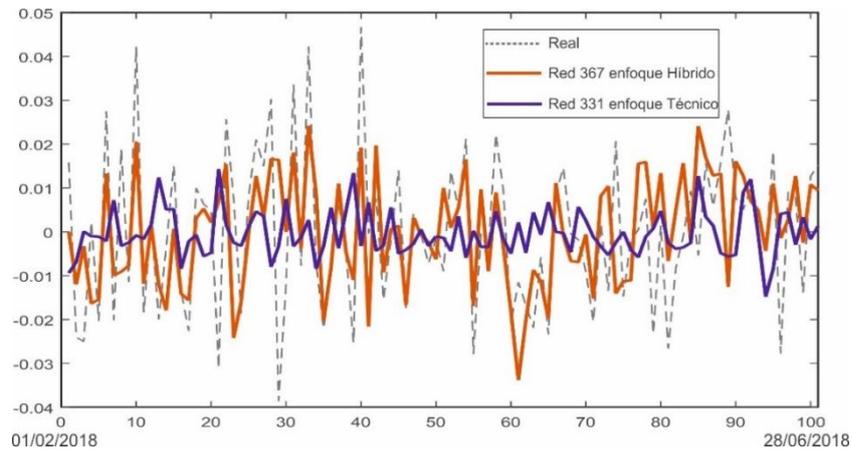


Figura 6.4 Comparación proyecciones de rendimientos (Red Híbrida vs Red Técnica)

Fuente: Elaboración propia

El siguiente aspecto evaluado medido con la tasa de aciertos (*la capacidad de predecir la dirección que tomará la acción*), demuestra que la red híbrida presenta mejores resultados. Ver Figura 6.5. Dados los resultados, se puede afirmar que, tanto para predecir rendimientos diarios como la dirección, el uso de variables de análisis técnico y fundamental simultáneamente en Redes Neuronales conduce a mejores resultados.

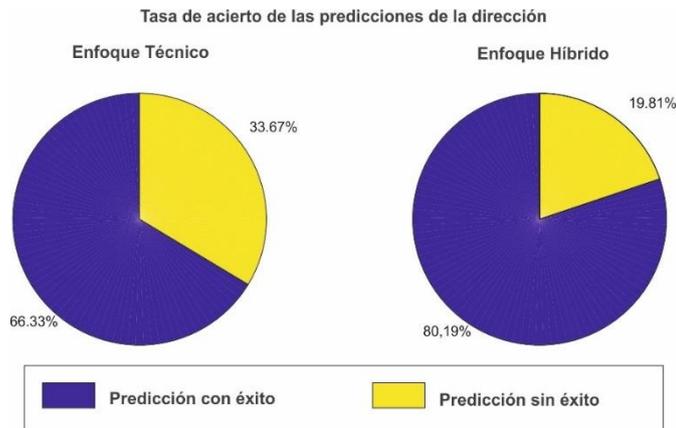


Figura 6.5 Tasas de aciertos en la predicción de la dirección (Red Híbrida vs Red Técnica)

Fuente: Elaboración propia

Este mismo análisis, se realiza con el modelo ARIMA, tanto en enfoque técnico como Híbrido, en el cual, se demuestra que el enfoque híbrido presenta una tasa de aciertos mayor al del técnico. Llama la atención en esta aplicación en particular, que el modelo ARIMA con enfoque técnico, presenta una tasa de aciertos del 33.66%, esto sugeriría que, si se tomaran decisiones haciendo lo contrario a lo que indica el modelo ARIMA técnico, se obtendría una tasa de aciertos del 66.34%. En otras palabras, este modelo aprendió a la inversa.

Es notable también, que las proyecciones realizadas con el modelo ARIMA, son incapaces de fluctuar con la misma sensibilidad que los modelos con RNA y que las tasas de acierto de las predicciones con el enfoque Autorregresivo híbrido, tiende a una distribución normal con una tasa de aciertos del 50%.

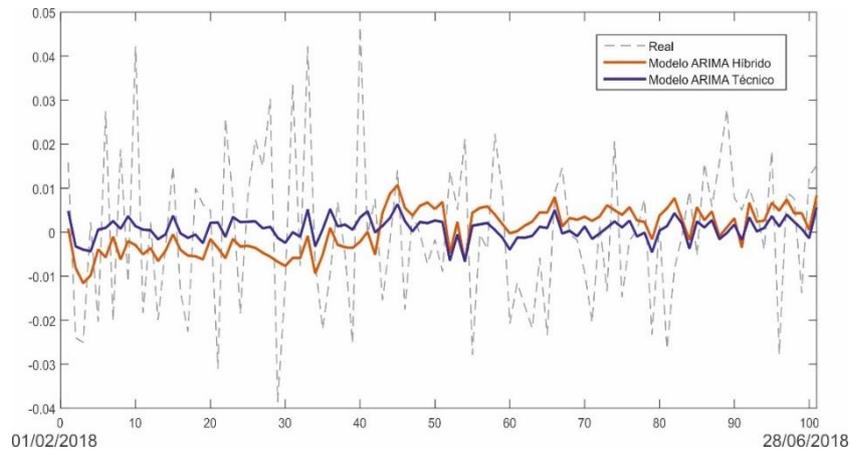


Figura 6.6 Comparación proyecciones de rendimientos (ARIMA Híbrido vs ARIMA Técnico)

Fuente: Elaboración propia

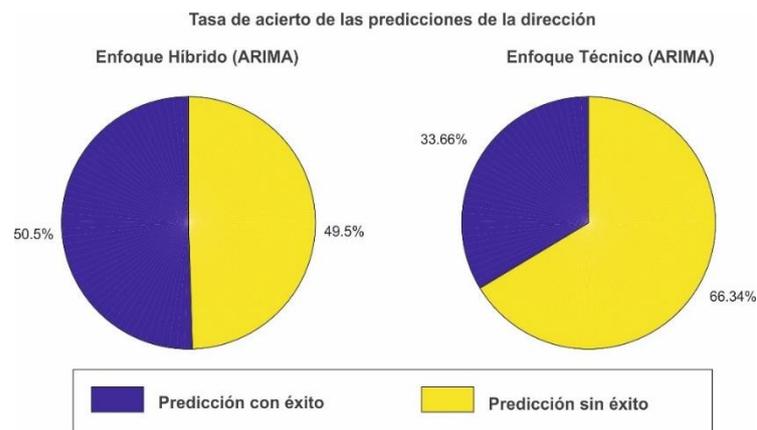


Figura 6.7 Tasas de aciertos en la predicción de la dirección (ARIMA Híbrido vs ARIMA Técnico)

Fuente: Elaboración propia

6.1.2 Modelos de predicción RNA vs Modelos de predicción ARIMA

Otro aspecto que pretende demostrar esta investigación es que el uso de Redes Neuronales proporciona mejores predicciones que los modelos tradicionales, en esta oportunidad, se compara con el modelo ARIMA por ser el más popular y el que cuenta con mayor número de aplicaciones (Ariyo, Adewumi, and Ayo 2014).

El resultado de esta comparación pone en evidencia la capacidad de las RNA en la modelación de sistemas no lineales, pues las predicciones muestran mayor

sensibilidad a las fluctuaciones de los rendimientos diarios tanto en para el enfoque Híbrido como para el enfoque Técnico. Así mismo, presenta mejor comportamiento en la predicción de la dirección diaria.

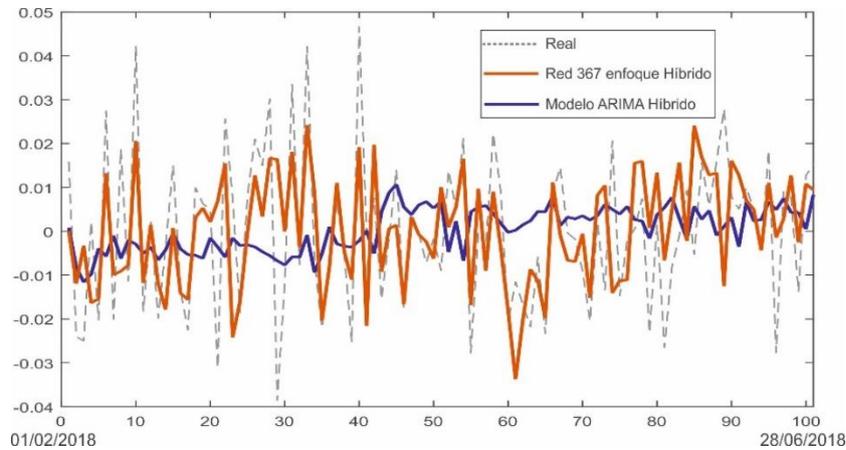


Figura 6.8 Comparación proyecciones de rendimientos (Red Híbrida vs ARIMA Híbrido)
Fuente: Elaboración propia



Figura 6.9 Tasas de aciertos en la predicción de la dirección (ARIMA Híbrido vs Redes Híbridos)
Fuente: Elaboración propia

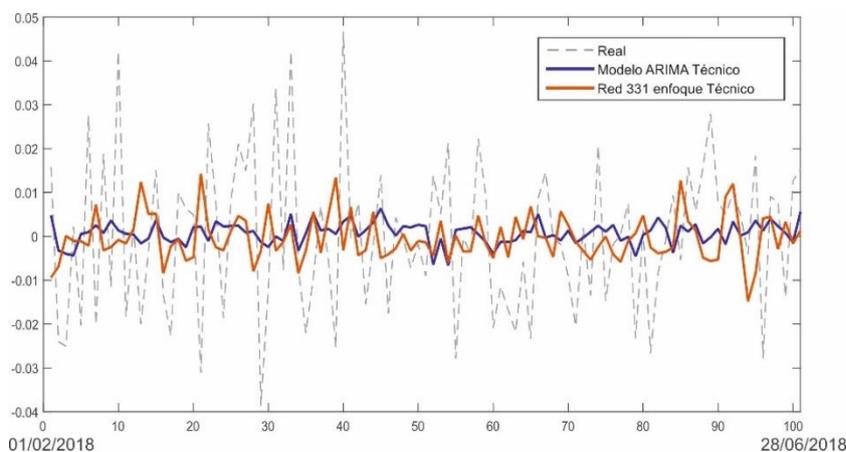


Figura 6.10 Comparación proyecciones de rendimientos (Red Técnica vs ARIMA Técnico)
Fuente: Elaboración propia



Figura 6.11 Tasas de aciertos en la predicción de la dirección (ARIMA Técnico vs Redes Técnicas)

Fuente: Elaboración propia

En síntesis, se evidencia que los modelos con enfoque de análisis híbrido proporcionan mejores resultados tanto en RNA como en modelos ARIMA, por otra parte, los pronósticos con RNA fueron mejores que los realizados con modelos ARIMA, estas dos afirmaciones permiten aceptar las hipótesis H3 y H4. La matriz que se presenta a continuación resume los resultados de la investigación:

		ENFOQUE	
		<i>Híbrido</i>	<i>Técnico</i>
TÉCNICA	<i>RNA</i>	MSE: 0.00021958 TA: 80.19%	MSE: 0.00026264 TA: 66.33%
	<i>ARIMA</i>	MSE: 0.00031685 TA: 50.50%	MSE: 0.00029967 TA: 33.66%

MSE= Error Cuadrático Medio *TA*= Tasa de aciertos

Figura 6.12 Matriz de resultados de la investigación

Fuente: Elaboración propia

6.1.3 Respuesta a las hipótesis planteadas

6.1.3.1 Hipótesis General:

Al inicio del presente documento se planteó la hipótesis general en la sección 1.4:

“La aplicación de Redes Neuronales Artificiales con un enfoque que integre variables de análisis técnico y análisis fundamental permitirá predecir con mayor precisión los rendimientos de la acción Alfa S.A.B de C.V. que otros enfoques tradicionales”

Dados los resultados del estudio empírico resumidos en la Figura 6.12, se acepta la hipótesis general pues la arquitectura de red seleccionada con este enfoque obtiene mejores resultados tanto con el estadístico de Tasa de Aciertos (máximo), que mide la capacidad de predecir la dirección de la acción, como con el de MSE (mínimo) que mide la proximidad de los pronósticos de los rendimientos.

6.1.3.2 Hipótesis Específicas:

H1: Se pueden identificar variables del análisis técnico y fundamental que se relacionen con las variaciones del precio diario de la acción ALFAA.

La hipótesis H1 se acepta, pues se evidenció que con un estudio minucioso de la acción y el uso de herramientas estadísticas se pueden realizar asociaciones objetivas y extraer series de tiempo que sirvan como variables explicativas del modelo predictivo.

H2: Existe una arquitectura de Red Neuronal que emplea el algoritmo Backpropagation capaz de modelar los rendimientos diarios de la acción ALFAA

La hipótesis H2 se acepta, porque se logró predecir en un 80,19% de las veces la dirección de la acción, sin embargo, es importante resaltar que la magnitud predicha no es lo suficientemente precisa o cercana al valor real para poder afirmar que se predijo con éxito el rendimiento que tendría la acción, así mismo, al observar las proyecciones de los rendimientos en series de precios, se pone en evidencia el desfase que se obtendría al tomar decisiones con este criterio, sigue siendo un desafío predecir los rendimientos con alta precisión, pero si es posible aproximarse, en alguna medida a los rendimientos que se pueden obtener.

H3: El enfoque de Redes Neuronales ofrece predicciones más precisas que otros métodos estadísticos propuestos.

La hipótesis H3 se acepta, pues en ambos casos, tanto para el enfoque híbrido como el técnico, se presentan mejores resultados en los estadísticos de las aplicaciones con RNA que los presentados con el modelo ARIMA. Este último seleccionado por ser el más popular entre los investigadores e inversionistas.

H4: El uso de variables híbridas mejora el rendimiento de pronóstico de las variaciones diarias de la acción ALFAA.

La hipótesis H4 se acepta, porque al comparar los resultados del estudio empírico, se evidencia que tanto para las aplicaciones con redes neuronales como las del modelo ARIMA, las aplicaciones con variables híbridas presentan mejores resultados en los estadísticos.

Tabla 6.1 Respuesta a las hipótesis planteadas

Hipótesis General		
<i>La aplicación de Redes Neuronales Artificiales con un enfoque que integre variables de análisis técnico y análisis fundamental permitirá predecir con mayor precisión los rendimientos de la acción Alfa S.A.B de C.V. que otros enfoques tradicionales</i>		Se acepta
Hipótesis Específicas		
H1	<i>Se pueden identificar variables del análisis técnico y fundamental que se relacionen con las variaciones del precio diario de la acción ALFAA.</i>	Se acepta
H2	<i>Existe una arquitectura de Red Neuronal que emplea el algoritmo Backpropagation capaz de modelar los rendimientos diarios de la acción ALFAA</i>	Se acepta
H3	<i>El enfoque de Redes Neuronales ofrece predicciones más precisas que otros métodos estadísticos propuestos</i>	Se acepta
H4	<i>El uso de variables híbridas mejora el rendimiento de pronóstico de las variaciones diarias de la acción ALFAA.</i>	Se acepta

Fuente: Elaboración propia

7. Conclusiones y trabajos futuros

El objetivo de modelar a través de redes neuronales el comportamiento diario de una acción, en un mercado emergente como el mexicano, se alcanzó satisfactoriamente. El estudio empírico, fue soportado por la revisión literaria y estuvo influenciado por trabajos similares que proporcionaron un marco de referencia para guiar la metodología desarrollada. Este documento, deriva en un nuevo aporte que consolida los resultados en materia de predicción accionaria en el mundo, pero se destaca sobre otros, por el enfoque de análisis híbrido que propone. Se consideran entornos macroeconómicos e indicadores que reflejan el estado real de la empresa en estudio, de forma simultánea a las que se emplean tradicionalmente en el chartismo.

Por otra parte, los resultados presentados evidencian la utilidad de las RNA en el pronóstico de acciones, pues son modelos sencillos de implementar y permiten una gran variedad de combinaciones que pueden conducir a mejores resultados. En este documento se puso en evidencia, además, que el hecho de incluir variables híbridas a los modelos de predicción, mejora considerablemente el desempeño del pronóstico, de alguna manera las variables híbridas proporcionan información que permite a la red ser más sensible a las variaciones diarias, que los modelos que emplean únicamente series del análisis técnico, una posible razón, podría ser que las variables fundamentales, contienen valores que indican la realidad económica del entorno en el que opera la acción.

En lo que respecta a la identificación de variables que se relacionan con las variaciones de acciones y puedan ser consideradas en modelos de predicción como componentes explicativas, es importante resaltar que para sacar el máximo provecho de estas, es importante contar con un profundo conocimiento del mercado y de la acción en estudio para así, considerar únicamente variables significativas, se encontró en los análisis de correlación y en los ACP, herramientas poderosas y útiles para consolidar dichas variables.

En referencia a las redes multicapa y el algoritmo BP, este estudio se suma a aquellos que las rotulan como herramientas idóneas para la proyección financiera por su capacidad de hacer relaciones no lineales y su potencial predictivo; sin embargo, el autor considera que pueden existir otros algoritmos y arquitecturas más poderosas que podrían conducir a resultados más precisos, por su parte, en el proceso

experimental, se encontró que el algoritmo de Levenberg-Marquadt (LM) alcanzó resultados más precisos en menor tiempo que el de gradiente decreciente, si bien, los resultados obtenidos con este algoritmo fueron consistentes, el uso del algoritmo LM no garantiza alcanzar el mínimo global lo que permite considerar que de alguna otra forma pueden obtenerse resultados mucho más precisos.

Al comparar los resultados de las aplicaciones con RNA, se comprobó la hipótesis planteada al iniciar la investigación. Efectivamente las RNA presentan mejores resultados que otras técnicas estadísticas tradicionales, sin embargo, llamó la atención el resultado obtenido en la aplicación ARIMA con enfoque técnico, que presentó un porcentaje de acierto del 33.66%, este resultado podría indicar que si se tomaran decisiones inversas a las indicadas por el modelo, se podría acertar un 66.34% de las veces; por otra parte, los modelos ARIMA, fueron incapaces de modelar las fluctuaciones en el mismo rango que las RNA, si bien, los modelos ARIMA son herramientas poderosas en modelos predictivos de series de tiempo, al añadirle un gran número de variables explicativas, su efectividad se reduce.

De acuerdo con los razonamientos que se han venido realizando y dando respuesta a H4, el estudio empírico permitió determinar que efectivamente los enfoques con RNA y el uso de variables híbridas generan un impacto favorable y considerable en las predicciones tanto de dirección como de rendimientos diarios, en este mismo sentido, es importante dejar salvedad que aunque se obtienen predicciones más cercanas con las variables híbridas, sigue siendo un desafío predecir con precisión el rendimiento de las acciones, las decisiones tomadas con estas aplicaciones no proporcionarán valores de retornos confiables que permitan anticiparse al potencial beneficio obtenido.

En lo que se refiere a la HME, que se asocia con los paseos aleatorios en las series de precios accionarias y que induce a la imposibilidad de predecir mercados de valores en el corto plazo, los resultados obtenidos en esta aplicación contrastan con esta teoría. El resultado de predecir el 80,19% de las veces la dirección que tomaría la acción, permitiría proporcionar a los inversionistas rendimientos superiores a los del promedio y reduciría la incertidumbre de sus inversiones, si bien, reducir el riesgo en estos mercados es imposible, si es posible mejorar la toma de decisiones con este tipo de aplicaciones, en consecuencia, podría rechazarse la HME y afirmar que el

comportamiento pasado de la serie y su entorno permitiría predecir lo que sucederá en periodos de tiempo posteriores.

En futuras aplicaciones, se considera mejorar las predicciones a través del estudio profundo de las variables explicativas, así mismo, considerar nuevos algoritmos como los empleados en Deep learning y otras arquitecturas para determinar su impacto en las predicciones. En cuanto a las variables fundamentales, se pretende incluir variables cualitativas, que hagan referencia a noticias y especulaciones, estas podrían contener información relevante para los modelos predictivos.

En esta tesis, se mencionó superficialmente el efecto que tenían las predicciones en el mediano plazo porque las predicciones se hicieron en un paso hacia el futuro, sería interesante determinar el funcionamiento de este enfoque en predicciones le mediano y largo plazo y someter la red a inversiones reales para determinar el beneficio de su aplicación. Otro aspecto interesante, es determinar cómo la cantidad de datos anteriores que se consideran para predecir el paso siguiente afectan el rendimiento de la acción y si existe un valor óptimo que se puede tener en cuenta para este tipo de aplicaciones.

Finalmente, es importante resaltar la satisfacción en los resultados obtenidos y destacar la importancia de usar tecnologías y herramientas de ingeniería en las finanzas, este campo de conocimiento es fundamental para el desarrollo de todas las economías y es un tema apasionante por las implicaciones prácticas que tiene, aún hay muchos vacíos que se pueden explorar en esta área que ha sido incomprendida y menospreciada por muchas otras ramas del conocimiento. Para terminar, quisiera dejar una frase anónima muy conveniente para cerrar con esta investigación:

“¿No es extraño? Los mismos que se ríen de los adivinos se toman en serio la economía”

Bibliografía

- A, Adebisi, Ayodele, Ayo, K, Charles, Adebisi, O, Marion, and Otokiti O, Sunday. 2012. "Stock Price Prediction Using Neural Network with Hybridized Market Indicators." *Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences* 3(1): 1–9.
- Adebisi, Ayodele, Aderemi Adewumi, and Charles Ayo. 2014. "Prediction of Stock Market Index Using Genetic Algorithm." In *16th International Conference on Computer Modelling and Simulation*, 106–12.
- Aghababaeyan, R, S Tamanna, and K NajeebAhmad. 2011. "Forecasting the Tehran Stock Market by Artificial Neural Network." *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 1(3): 13–17. <http://thesai.org/Publications/ViewPaper?Volume=1&Issue=3&Code=SpecialIssue&SerialNo=3>.
- Alfa S.A.B. de CV. 2017. *Reporte de Responsabilidad Social*. Nuevo Leon. http://www.alfa.com.mx/down/ALFA_Rsoc17_e.pdf.
- . 2018. "Historia Alfa." <http://www.alfa.com.mx/NC/historia.htm>.
- . "Negocios." <http://www.alfa.com.mx/NC/negocios.htm>.
- Alonso, Julio Cesar, and Juan Carlos Garcia. 2009. "¿Qué Tan Buenos Son Los Patrones Del IGBC Para Predecir Su Comportamiento?" *Estudios Gerenciales* 25(112): 13–36.
- Andersson, Magnus, and Johan Palm. 2009. "Forecasting the Stock Market: A Neural Network Approach." Malardalen University.
- Andrade Rodríguez, Bernabé, Ana Del Pilar Banda Mora, and Jaime Alberto Gómez Walteros. 2015. "El Mercado de Capitales En América Latina 1990-2013." *Revista Galega de Economía* 24(3): 35–48.
- De Arce Borda, R. 2004. "20 Años De Modelos Arch: Una Visión De Conjunto De Las Distintas Variantes De La Familia." *Estudios de Economía Aplicada* 22: 1–27.
- Ariyo, Adebisi A., Adewumi O. Adewumi, and Charles K. Ayo. 2014. "Stock Price Prediction Using the ARIMA Model." In *2014 16th International Conference on Computer Modelling and Simulation*, IEEE, 106–12. <http://ieeexplore.ieee.org/document/7046047/>.
- Arrieta Bechara, Jaime Enrique, Juan Camilo Torres Cruz, and Hermilson Velásquez Ceballos. 2009. "Predicciones de Modelos Económicos y Redes Neuronales: El Caso de La Acción de Suraminv." *Semestre Económico* 12(25): 95–109.
- Bahrin, P N, and M N Taib. 2009. "Selected Malaysia Stock Predictions Using Artificial Neural Network." In *5th International Colloquium on Signal Processing & Its*

- Applications*, Kuala Lumpur: IEEE, 428–31.
- Bekiros, S D. 2011. "Sign Prediction and Volatility Dynamics With Hybrid Neurofuzzy Approaches." *IEEE Transactions on Neural Networks* 22(12): 2353–62.
- Bhardwaj, Geetesh, and Norman R. Swanson. 2006. "An Empirical Investigation of the Usefulness of ARFIMA Models for Predicting Macroeconomic and Financial Time Series." *Journal of Econometrics* 131(1–2): 539–78.
- Bierman, Luke. 2006. "An Investigation into Stock Market Predictions Using Neural Networks Applied to Fundamental Financial Data." University of Bath.
- Birgul Egeli, A. 1990. "Stock Market Prediction Using Artificial Neural Networks." *Decision Support Systems* 22: 171–185.
<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.134.1114&rep=rep1&type=pdf>.
- Blakey, P. 2006. "The Efficient Market Approximation." *IEEE Microwave Magazine* 7(1): 28–31.
- Centro de Estudios de las Finanzas Públicas. 2009. *El Mercado de Valores En Mexico*. Ciudad De México.
<http://www.cefp.gob.mx/intr/edocumentos/pdf/cefp/2009/cefp1242009.pdf>.
- Chang, Yale, Carl Yeung, and Chris Yip. 2000. *Analysis of the Influence of Economic Indicators on Stock Prices Using Multiple Regression*. Taiwan.
https://www.seas.upenn.edu/~ese302/Projects/Project_4.pdf.
- Charris-Fontanilla, Arturo, Edder Parody-Camargo, and Edwin Causad-Rodriguez. 2016. "Aplicación Del Modelo Estocástico Winer Gaus Para La Predicción Del Precio de Acciones Del Mercado Bursátil Colombiano." In *XXI Congreso Internacional de Contaduría, Administración e Informática*, Ciudad De México: Scielo, 20.
- Chen, Y J, and Y M Chen. 2013. "A Fundamental Analysis-Based Method for Stock Market Forecasting." In *2013 Fourth International Conference on Intelligent Control and Information Processing (ICICIP)*, , 354–59.
- Chun, Se-Hak, and Yoon-Joo Park. 2005. "Dynamic Adaptive Ensemble Case-Based Reasoning: Application to Stock Market Prediction." *Expert Systems with Applications* 28(3): 435–43.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417404001484>.
- Constantinou, Eleni, Robert Georgiades, Avo Kazandjian, and Georgios Kouretas. 2012. "Regime Switching and Artificial Neural Network Forecasting of the Cyprus Stock Exchange Daily Returns." *International Journal of Finance & Economics* 17(2): 103–23.
[10.1002/ijfe.444%5Cnhttp://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=](http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=10.1002/ijfe.444%5Cn)

bth&AN=73552601&site=ehost-live.

- Darwen, P J. 2018. "Questioning the Efficient Markets Hypothesis: Big Data Evidence of Non-Random Stock Prices." In *2018 IEEE 3rd International Conference on Big Data Analysis (ICBDA)*, , 201–5.
- Delfiner, Miguel. 2002. "Comportamiento de Los Precios de Las Acciones En El Mercado Bursátil Argentino (Un Estudio Comparativo)." : 28. <https://www.ucema.edu.ar/publicaciones>.
- Dhar, S, T Mukherjee, and Arnab Kumar Ghoshal. 2010. "Performance Evaluation of Neural Network Approach in Financial Prediction: Evidence from Indian Market." In *2010 International Conference on Communication and Computational Intelligence*, , 597–602.
- Duarte Duarte, Juan Benjamín, and Juan Manuel Mascareñas Pérez-Iñigo. 2014. "Comprobación de La Eficiencia Débil En Los Principales Mercados Financieros Latinoamericanos." *Estudios Gerenciales* 30(133): 365–75. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0123592314001375>.
- Fernández, Rodrigo, and Pablo Zamorano. 2014. "Modelos Predictivos de Índices Bursátiles Relevantes Para La Economía Chilena." Universidad de Chile. <http://www.repositorio.uchile.cl/handle/2250/117444>.
- Forslund, Gustaf, and David Akesson. 2013. "Predicting Share Price by Using Miltiple Linear Regression." KTH Royal Institute of Technology.
- García, Martha Cecilia, Aura María Jalal, Luis Alfonso Garzón, and Jorge Mario López. 2013. "Métodos Para Predecir Índices Bursátiles." *Ecós de Economía* 17(37): 51–82.
- Gupta, Abhishek. 2014. "A Survey on Stock Market Prediction Using Various Algorithms." *International Journal Computer Technology and Applications* 5(April): 530–33.
- Hagan, Martin T, Howard Demuth, and Mark Hudson. 2014. *Neural Network Design*. 2nd Ed. Frisco Tx: Martin Hagan.
- Huang, Wei, Yoshiteru Nakamori, and Shou-Yang Wang. 2005. "Forecasting Stock Market Movement Direction with Support Vector Machine." *Computers & Operations Research* 32(10): 2513–22. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305054804000681>.
- Iñíguez, Raul. 2003. "Aplicación de Los Modelos de Feltham-Ohlson Para La Predicción de Los Beneficios y La Valoración de Las Acciones." Universidad de Alicante.
- Kaiser, H. 1960. "The Application of Electronic Computers to Factor Analysis." *Educational and psychological Measurment* 20: 18.

- Kishore, Swapnil, Sayandeep Bhattacharjee, and Aleena Swetapadma. 2017. "A Hybrid Method for Activity Monitoring Using Principal Component Analysis and Back-Propagation Neural Network." In *2017 International Conference On Smart Technologies For Smart Nation*, Bangalore: IEEE, 885–89.
- Koulouriotis, D E, I E Diakoulakis, D M Emiris, and C D Zopounidis. 2005. "Development of Dynamic Cognitive Networks as Complex Systems Approximators: Validation in Financial Time Series." *Applied Soft Computing* 5(2): 157–79. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494604000663>.
- Kristjanpoller, Werner, and Carolina Liberona. 2010. "Comparación de Modelos de Predicción de Retornos Accionarios En El Mercado Accionario Chileno: CAPM, Fama y French y Reward Beta." *Supplement* 7(1): 119–38. <http://www.scielo.org.mx/pdf/ecoqu/v7n1/v7n1a5.pdf>.
- Laboissiere, Leonel A., Ricardo A S Fernandes, and Guilherme G. Lage. 2015. "Maximum and Minimum Stock Price Forecasting of Brazilian Power Distribution Companies Based on Artificial Neural Networks." *Applied Soft Computing Journal* 35: 66–74. <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2015.06.005>.
- Lakshman Naik, R, D Ramesh, B Manjula, and A Govardhan. 2012. "Prediction of Stock Market Index Using Genetic Algorithm." *Computer Engineering and Intelligent Systems* 3(7): 2222–1719.
- Lakshminarayanan, Srirman. 2005. "An Integrated Stock Market Forecasting Model Using Neural Networks." Ohio University.
- Lamberton, Darmien. 2007. *Introduction to Stochastic Calculus Applied to Finance*. 2nd Ed. ed. taylos & Francis Group. New York, NY, USA: Chapman and hall.
- Lasfer, M. Ameziane, Arie Melnik, and Dylan C. Thomas. 2003. "Short-Term Reaction of Stock Markets in Stressful Circumstances." *Journal of Banking and Finance* 27(10): 1959–77.
- Liu, H, and B Song. 2018. "Stock Trends Forecasting by Multi-Layer Stochastic ANN Bagging." In *Proceedings - International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, Scopus, 322–29.
- Liu, Hung-Chun, and Jui-Cheng Hung. 2010. "Forecasting S&P-100 Stock Index Volatility: The Role of Volatility Asymmetry and Distributional Assumption in GARCH Models." *Expert Systems with Applications* 37(7): 4928–34. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417409010689>.
- Mingione, Filippo. 2011. Department research and Economic Programming division *Forecasting with Principal Components Analysis: An Application to Financial Stability Indices for Jamaica*. Jamaica.

http://boj.org.jm/uploads/pdf/papers_pamphlets/papers_pamphlets_Forecasting_with_Principal_Components_Analysis__an_application_to_Financial_Stability_Indices_for_Jamaica.pdf.

- Moghaddam, Amin Hedayati, Moein Hedayati Moghaddam, and Morteza Esfandyari. 2016. "Predicción Del Índice Del Mercado Bursátil Utilizando Una Red Neuronal Artificial." *Journal of Economics, Finance and Administrative Science* 21(41): 89–93. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jefas.2016.07.002>.
- Monsalve, Abelardo, and Pedro Harmath. 2015. *Introducción Al Análisis de Series de Tiempo Con Aplicaciones a La Economía y Finanzas*. 1st Ed. ed. Escuela Venezolana de Matemáticas. Caracas: Ediciones IVIC.
- Munasinghe, Aroshine. 2015. "Stock Market Prediction Using Artificial Neural Networks." KTH Royal Institute of Technology.
- Murphy, John J. 2000. *Análisis Técnico de Los Mercados Financieros*. 1st Ed. New York, NY, USA: Prentice Hall.
- Nair, B B et al. 2010. "Application of Hybrid Adaptive Filters for Stock Market Prediction." In *2010 International Conference on Communication and Computational Intelligence*, Erode: IEEE, 443–47.
- Pai, Ping Feng, and Chih Sheng Lin. 2005. "A Hybrid ARIMA and Support Vector Machines Model in Stock Price Forecasting." *Omega* 33(6): 497–505.
- Parody-Camargo, Edder, Arturo Charris-Fontanilla, and Rafael García-Luna. 2016. "Modelo Log-Normal Para Predicción Del Precio de Las Acciones Del Sector Bancario." *Dimensión empresarial* 14: 137–49.
- Peña-Mendez, Dayan. 2014. "Análisis de Componentes Principales En La Estimación de Índices de Empoderamiento En Mujeres de Colombia." Universidad de Granada.
- Pérez-Rodríguez, Jorge V, Salvador Torra, and Julián Andrada-Félix. 2005. "STAR and ANN Models: Forecasting Performance on the Spanish 'Ibex-35' Stock Index." *Journal of Empirical Finance* 12(3): 490–509. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0927539804000921>.
- Puentes-Pérez, Fausto Javier. 2015. "La Bolsa Principios y Técnicas de Análisis." Universidad politécnica de Cartagena.
- Quiroga, Eduardo. 2017. "Eficiencia En Los Mercados Financieros y Predicción de Precios de Los Activos." *Ciencias Administrativas* 10: 47–53. <http://revistas.unlp.edu.ar/CADM>.
- Rajput, V, and S Bobde. 2016. "Stock Market Prediction Using Hybrid Approach." In *2016 International Conference on Computing, Communication and Automation*, , 82–86.

- Rao, A et al. 2015. "Survey: Stock Market Prediction Using Statistical Computational Methodologies and Artificial Neural Networks." *International Research Journal of Engineering and Technology*(08): 2395–56.
- Sampieri, Roberto, Carlos Collado, and Baptista Lucio. 2010. *Metodología de La Investigación*. Quinta Edi. ed. Interamericana de Editores. Mexico D.F.: McGraw-Hill.
- Sharma, Ashish, and Upendra Singh. 2017. "Survey of Stock Market Prediction Using Machine Learning Approach." : 506–9.
- Sim Vui, Chang et al. 2013. IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering, 2013 *A Review of Stock Market Prediction with Artificial Neural Network (ANN)*. Penang: IEEE.
- Singh, Ritika, and Shashi Srivastava. 2018. "Stock Prediction Using Deep Learning." *Multimedia Tools and Applications* 76(18): 18569–84. <http://dx.doi.org/10.1007/s11042-016-4159-7>.
- Tirea, M, and V Negru. 2014. "Intelligent Stock Market Analysis System - A Fundamental and Macro-Economical Analysis Approach." In *2014 16th International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing*, , 519–26.
- Tsay, Ruey S. 2005. *Analysis of Financial Time Series*. 2nd Ed. eds. David Balding et al. Canada: Wiley-Interscience.
- Vaisla, Kunwar Singh, and Ashutosh Kumar Bhatt. 2010. "An Analysis of the Performance of Artificial Neural Network Technique for Stock Market Forecasting." *International Journal on Computer Science and Engineering* 2(6): 2104–9.
- Vera-Castillo, Jose, and Yolanda Rosado-Muñoz. 2010. "Predicción Del Precio de Acciones En La Bolsa Mexicana de Valores Utilizando La ' Simulación Monte Carlo .' " *Mercados y Negocios* 11(2): 89–108.
- Villada, Fernando, Nicolás Muñoz, and Edwin García. 2012. "Aplicación de Las Redes Neuronales Al Pronóstico de Precios En El Mercado de Valores." *Informacion Tecnologica* 23(4): 11–20.
- Villegas, Elvin. 2015. "Protocolo de Ventana Deslizante." *Blog*. <http://capasence2.blogspot.com/2015/04/protocolo-de-ventana-deslizante.html> (June 12, 2018).
- Vui, Chang Sim et al. 2013. "A Review of Stock Market Prediction with Artificial Neural Network (ANN)." In *International Conference on Control System, Computing and Engineering*, Penang: IEEE, 477–82.
- Waqar, Muhammad et al. 2017. "Prediction of Stock Market by Principal Component

- Analysis." In *13th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS)*, , 599–602. <http://ieeexplore.ieee.org/document/8288561/>.
- Webster, Allen. 2001. *Estadística Aplicada a Los Negocios y La Economía*. 3rd Ed. ed. Lily Solano-Arévalo. Bogotá D.C.: McGraw-Hill. <https://jaimesotou.files.wordpress.com/2011/05/libro-estadistica-aplicada-negocios.pdf>.
- Yongxin, L. 2009. "Discussing on Trend to Efficient Market Hypothesis of Securities and Futures Market." In *2009 International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering*, , 149–52.
- Zhang, L, N Liu, and P Yu. 2012. "A Novel Instantaneous Frequency Algorithm and Its Application in Stock Index Movement Prediction." *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing* 6(4): 311–18.

Anexos

Anexo A

Glosario

Análisis Híbrido: Se denomina el análisis híbrido al hecho de considerar variables de análisis técnico y fundamental de forma conjunta como variables explicativas de la acción en estudio.

Caminata aleatoria: Es un proceso en el que el siguiente valor de una serie presenta alguna posibilidad de ir hacia arriba o hacia abajo, es decir son una secuencia de variables aleatorias independientes.

Chartismo: Es el estudio de los gráficos que resultan de proyectar los valores de los índices, acciones, divisas, futuros, etc., en las bolsas de valores para pronosticar los comportamientos en base a líneas, figuras geométricas y tendencias.

Cotización: Es la acción de poner precio a algo.

Dominio activo: Se refiere a los valores del dominio de una función de activación, los cuales conducen a cambios notables en la salida de la función.

Empresa diversificada: Es aquella empresa que cubre un campo de negocios amplio y que no suelen tener mucha relación entre sí, permitiéndoles competir en sectores industriales diversos.

Entradas a la red: Se refiere al conjunto de patrones de entrenamiento que entran por cada iteración a la red son iguales al número de series por el número de días en el pasado que se consideren

Época: En Matlab, una época denota una iteración de aprendizaje, durante el cual todos los patrones del conjunto de entrenamiento se presentan a la red y se calculan nuevos parámetros.

Incertidumbre de inversión: Es la situación en la que no se conoce la probabilidad de que ocurra algún evento, en finanzas no es posible conocer con certeza los retornos que una inversión producirá en un periodo.

Instrumento financiero: Es un contrato que da origen a un activo financiero para una parte y un pasivo a otra.

Patrón: se denomina patrón al vector de entrada de la RNA.

Poda de la red: Es una técnica usada para cambiar las arquitecturas de la red, eliminando pesos o nodos de la red haciéndolas lo menos complejas posibles y así evitar el sobreajuste.

Previsión financiera: Es un tipo de análisis que se lleva a cabo para anticiparse a conocer las ganancias o pérdidas de un proyecto comercial, es valioso para facilitar la toma de decisiones de un emprendedor.

Rendimiento diario: Es la rentabilidad obtenida en la inversión diaria, medida en porcentaje sobre el capital invertido, es el beneficio recibido por la utilización de recursos.

Ruido: Se denomina serie temporal ruidosa a las que generan influencias que perturban el aprendizaje.

Sobreajuste: Es el efecto que se obtiene al sobreentrenar un algoritmo de aprendizaje, en este caso, sería el proceso de permitir que la red aprenda muy bien de los datos de entrenamiento, pero sea incapaz de modelar el comportamiento de la acción ALFAA.

Trader: Es una persona que compra y vende activos financieros en cualquier mercado con el objeto de beneficiarse de las operaciones diarias. Se diferencia del inversionista en que este, mantiene las inversiones en periodos de tiempo más cortos.

Variable determinista: Una variable determinista es la que siempre presenta la misma salida a partir de las mismas condiciones de partida o estado inicial, cada estado futuro de la variable está determinado por el pasado.

Anexo B

B.1 Macros para estimar valores ausentes

B.1.1 Código para estimar valores ausentes en índices

```
Sub Macro1()  
Do  
  If ActiveCell.Value < 0 Then  
    Range("A" + CStr(ActiveCell.Row), "E" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
    Selection.Delete Shift:=xlUp  
    Range("G2").Select  
    Selection.AutoFill Destination:=Range("G2:G779")  
    Range("G2:G779").Select  
  
    Range("G2").Select  
    End If  
  
    If ActiveCell.Value > 0 Then  
      Range("A" + CStr(ActiveCell.Row), "E" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Selection.Insert Shift:=xlDown, CopyOrigin:=xlFormatFromLeftOrAbove  
      Range("A" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      ActiveCell.FormulaR1C1 = "=RC[5]"  
      Range("B" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      ActiveCell.FormulaR1C1 = "=AVERAGE(R[-10]C:R[-1]C)"  
      Range("B" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Selection.AutoFill Destination:=Range("B" + CStr(ActiveCell.Row), "E" + CStr(ActiveCell.Row)), Type:=xlFillDefault  
      Range("B" + CStr(ActiveCell.Row), "E" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Range("E" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Selection.Style = "Percent"  
      Selection.NumberFormat = "0.00%"  
      Range("G2").Select  
      Selection.AutoFill Destination:=Range("G2:G779")  
      Range("G2:G779").Select  
  
      End If  
  
      ActiveCell.Offset(1, 0).Select  
  
      Loop Until ActiveCell.Row = 779  
    End Sub
```

C.1.2 Código para estimar valores ausentes en futuros

```
Sub Macro1()  
Do  
  If ActiveCell.Value < 0 Then  
    Range("A" + CStr(ActiveCell.Row), "G" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
    Selection.Delete Shift:=xlUp  
    Range("I2").Select  
    Selection.AutoFill Destination:=Range("I2:I779")  
    Range("I2:I779").Select  
  
    Range("I2").Select  
    End If  
  
    If ActiveCell.Value > 0 Then  
      Range("A" + CStr(ActiveCell.Row), "G" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Selection.Insert Shift:=xlDown, CopyOrigin:=xlFormatFromLeftOrAbove  
      Range("A" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      ActiveCell.FormulaR1C1 = "=RC[7]"  
      Range("B" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      ActiveCell.FormulaR1C1 = "=AVERAGE(R[-10]C:R[-1]C)"  
      Range("B" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Selection.AutoFill Destination:=Range("B" + CStr(ActiveCell.Row), "G" + CStr(ActiveCell.Row)), Type:=xlFillDefault  
      Range("B" + CStr(ActiveCell.Row), "G" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Range("G" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Selection.Style = "Percent"  
      Selection.NumberFormat = "0.00%"  
      Range("I2").Select  
      Selection.AutoFill Destination:=Range("I2:I779")  
      Range("I2:I779").Select  
  
      End If  
  
      ActiveCell.Offset(1, 0).Select  
  
      Loop Until ActiveCell.Row = 779  
    End Sub
```

C.1.3 Código para estimar valores ausentes en divisas

```
Sub Macro1()  
Do  
  If ActiveCell.Value < 0 Then  
    Range("A" + CStr(ActiveCell.Row), "F" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
    Selection.Delete Shift:=xlUp  
    Range("H2").Select  
    Selection.AutoFill Destination:=Range("H2:H779")  
    Range("H2:H779").Select  
  
    Range("H2").Select  
    End If  
  
    If ActiveCell.Value > 0 Then  
      Range("A" + CStr(ActiveCell.Row), "F" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Selection.Insert Shift:=xlDown, CopyOrigin:=xlFormatFromLeftOrAbove  
      Range("A" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      ActiveCell.FormulaR1C1 = "=RC[6]"  
      Range("B" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      ActiveCell.FormulaR1C1 = "=AVERAGE(R[-10]C:R[-1]C)"  
      Range("B" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Selection.AutoFill Destination:=Range("B" + CStr(ActiveCell.Row), "F" + CStr(ActiveCell.Row)), Type:=xlFillDefault  
      Range("B" + CStr(ActiveCell.Row), "F" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Range("F" + CStr(ActiveCell.Row)).Select  
      Selection.Style = "Percent"  
      Selection.NumberFormat = "0.00%"  
      Range("H2").Select  
      Selection.AutoFill Destination:=Range("H2:H779")  
      Range("H2:H779").Select  
  
      End If  
  
      ActiveCell.Offset(1, 0).Select  
Loop Until ActiveCell.Row = 779  
End Sub
```

Anexo C

D.1 Gráficas de las series de tiempo financieras

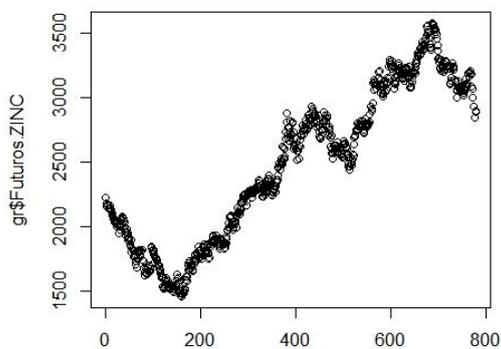


Figura C.1 Serie de tiempo: Futuros Zinc

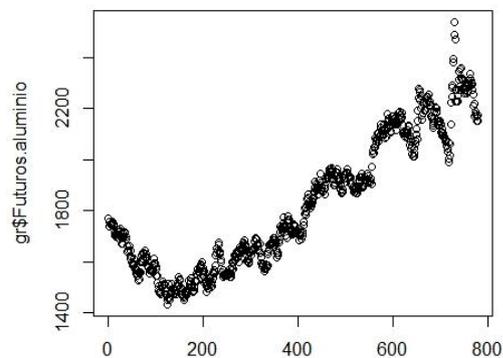


Figura C.2 Serie de tiempo: Futuros Aluminio

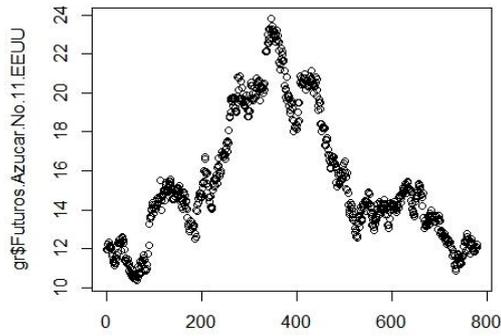


Figura C.3 Serie de tiempo: Futuros Azúcar

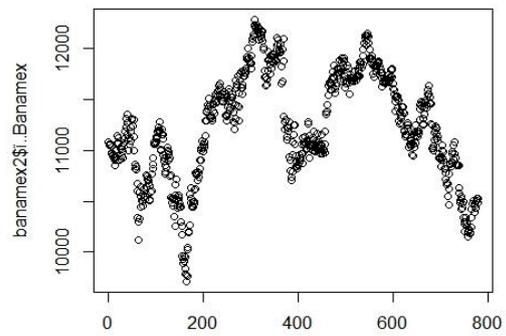


Figura C.4 Serie de tiempo: Índice Banamex

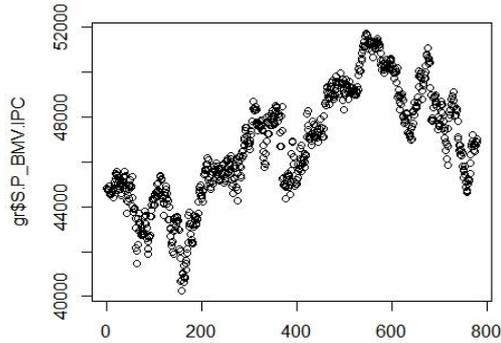


Figura C.5 Serie de tiempo: Índice BMV IPC

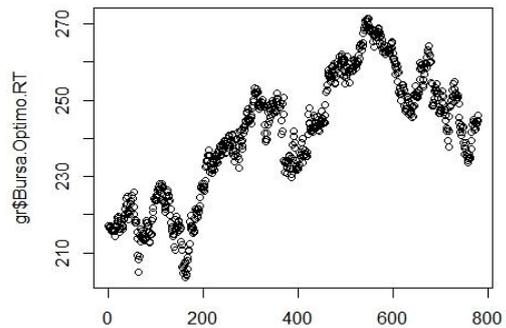


Figura C.6 Serie de tiempo: Bursa Óptimo

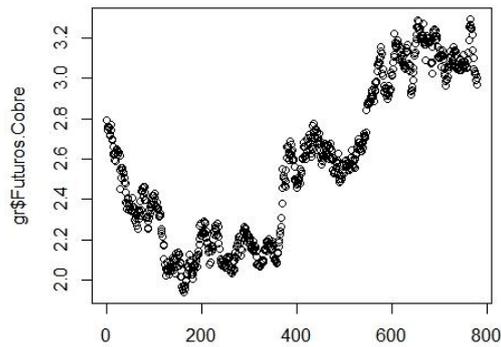


Figura C.7 Serie de tiempo: Futuros Cobre

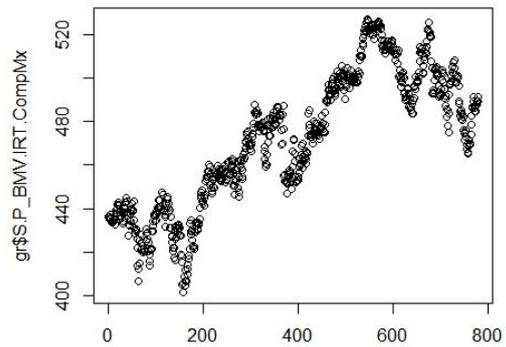


Figura C.8 Serie de tiempo: IRT CompMx

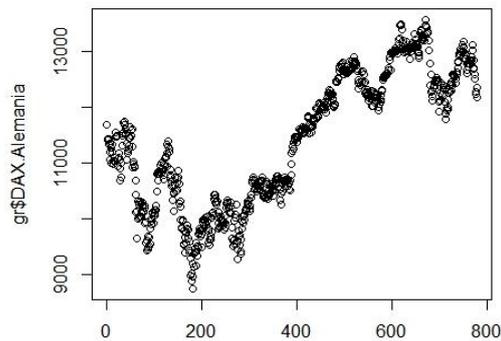


Figura C.9 Serie de tiempo: Índice DAX

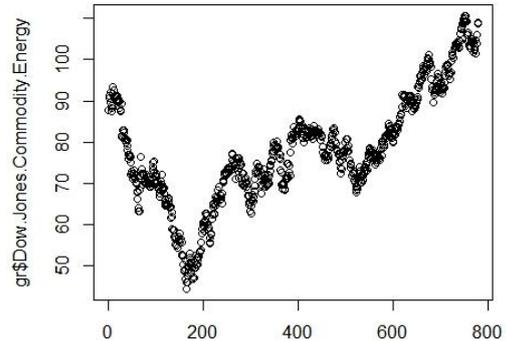


Figura C.10 Serie de tiempo: MP Energía

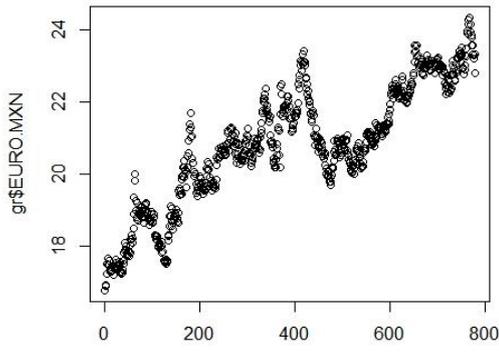


Figura C.11 Serie de tiempo: Divisa Euro/MXN

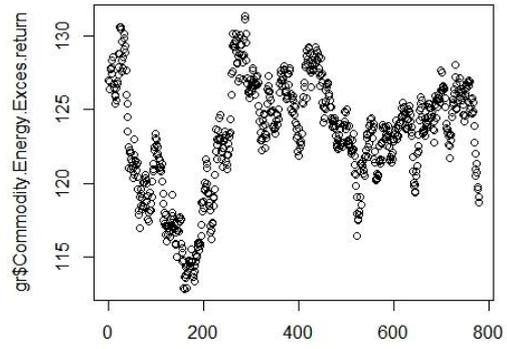


Figura C.12 Serie de tiempo: MP Energy ER

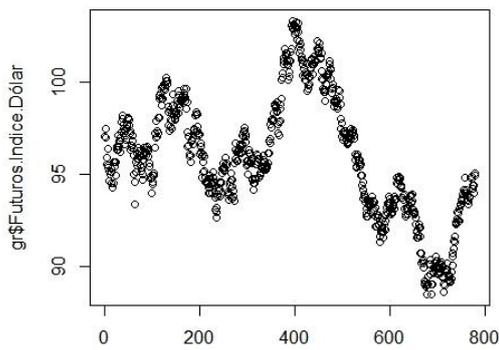


Figura C.13 Serie de tiempo: Futuros Dólar

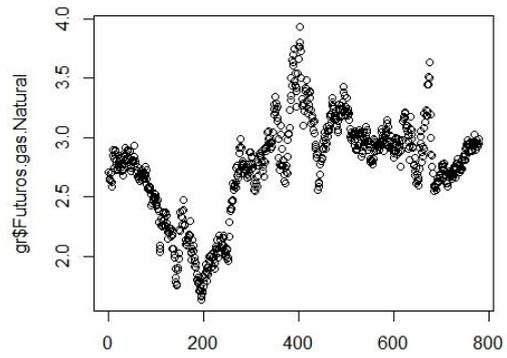


Figura C.14 Serie de tiempo: Futuros Gas Natural

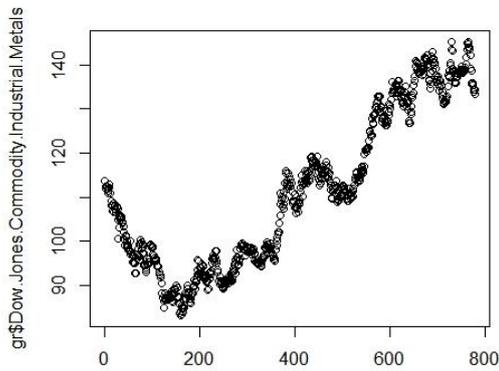


Figura C.15 Serie de tiempo: Índice DJ industrial
Metals

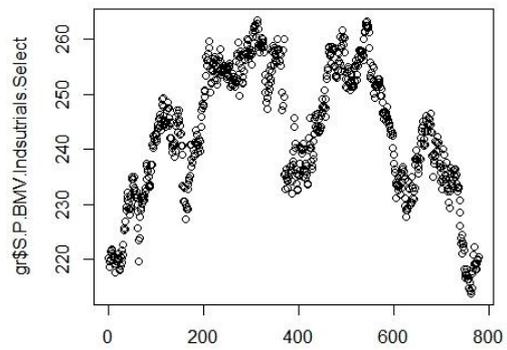


Figura C.16 Serie de tiempo: Índice Industrias
Select

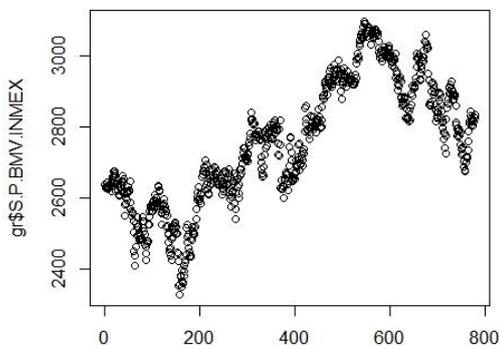


Figura C.17 Serie de tiempo: Índice INMEX

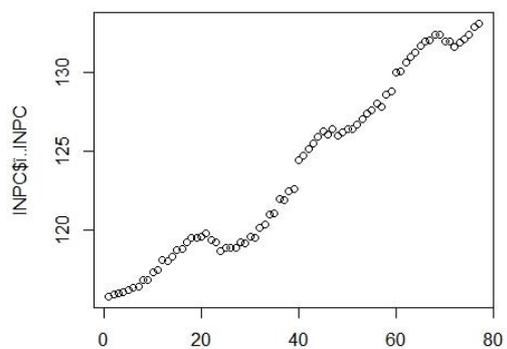


Figura C.18 Serie de tiempo: Índice INPC

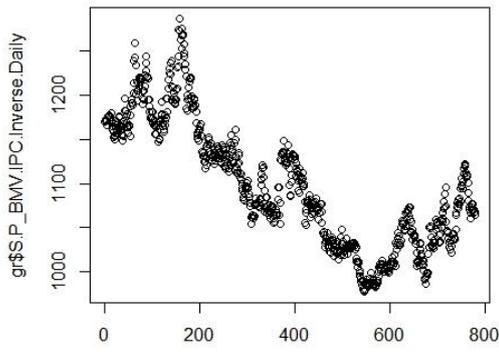


Figura C.19 Serie de tiempo: Índice IPC Inverse Daily

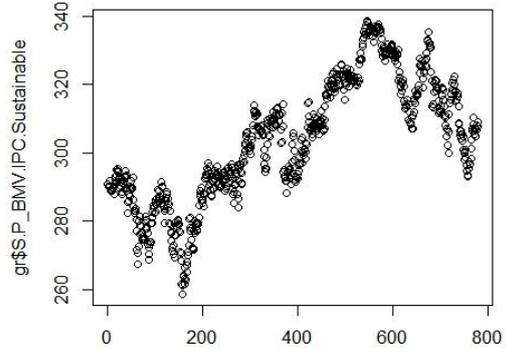


Figura C.20 Serie de tiempo: Índice IPC Sustainable

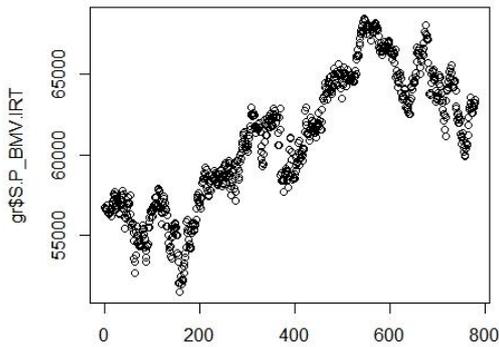


Figura C.21 Serie de tiempo: Índice IRT

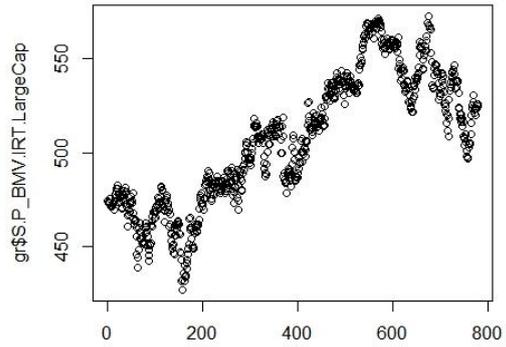


Figura C.22 Serie de tiempo: Índice IRT LargeCap

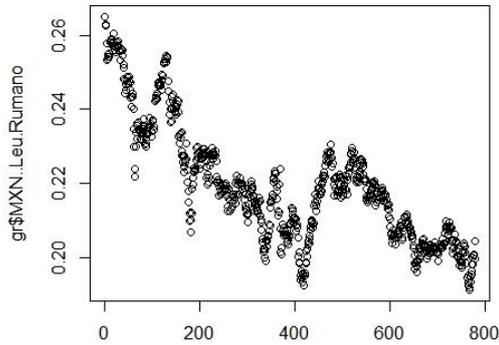


Figura C.23 Serie de tiempo: Divisa RON/MXN

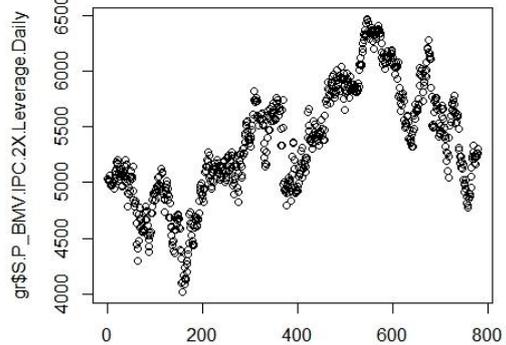


Figura C.24 Serie de tiempo: Índice IPC LeverageDaily

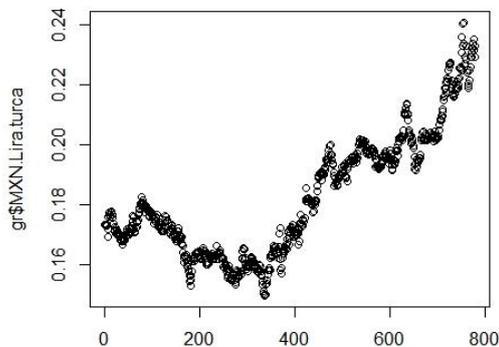


Figura C.25 Serie de tiempo: Divisa TRY/MXN

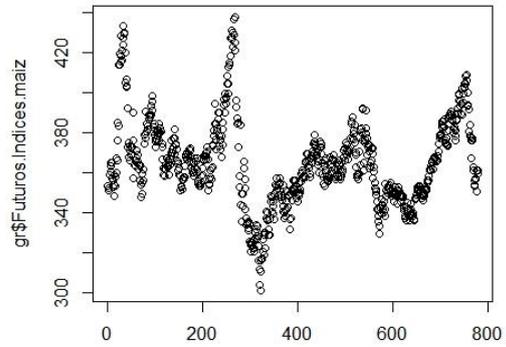


Figura C.26 Serie de tiempo: Futuros Maíz

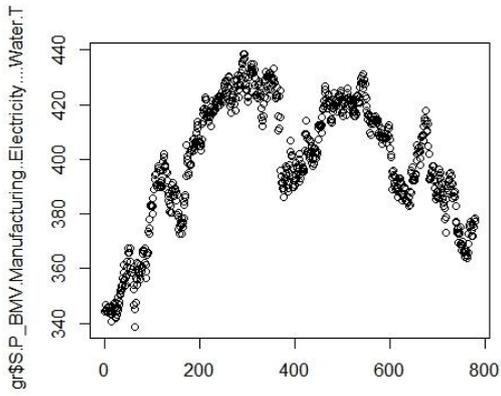


Figura C.27 Serie de tiempo: Índice Manufacturiero Electricity & Water

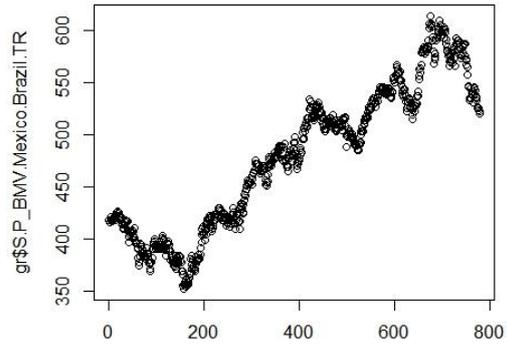


Figura C.28 Serie de tiempo: Índice México-Brazil TR

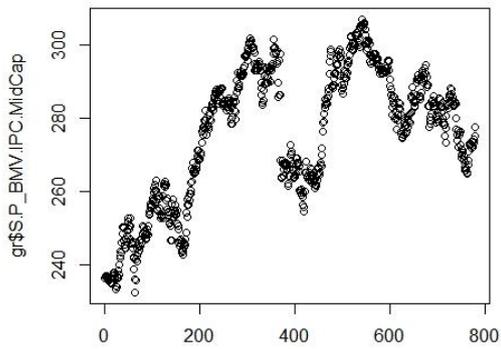


Figura C.29 Serie de tiempo: Índice IPC MidCap

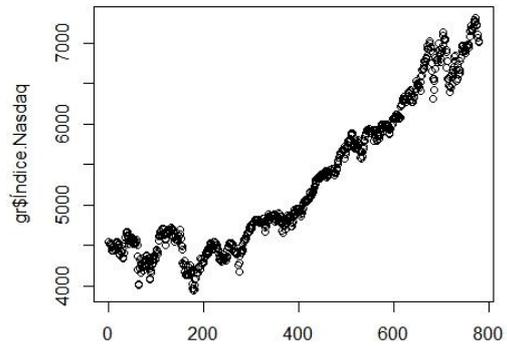


Figura C.30 Serie de tiempo: Índice Nasdaq

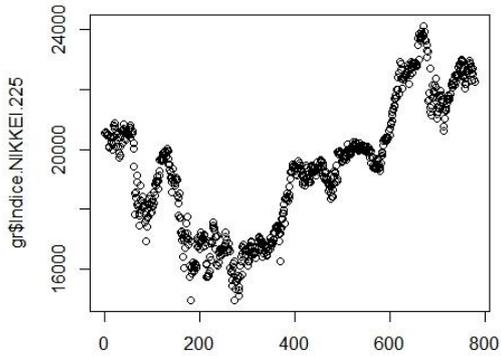


Figura C.31 Serie de tiempo: Índice NIKKEI 225

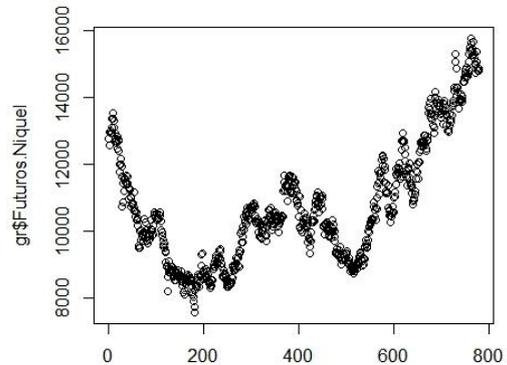


Figura C.32 Serie de tiempo: Futuros Niquel

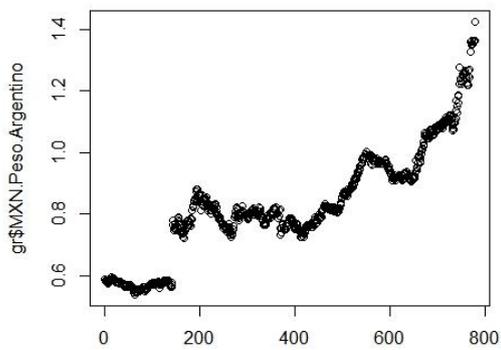


Figura C.33 Serie de tiempo: Divisa ARS/MXN

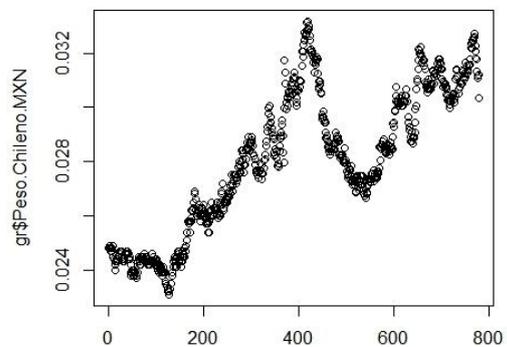


Figura C.34 Serie de tiempo: Divisa CLP/MXN

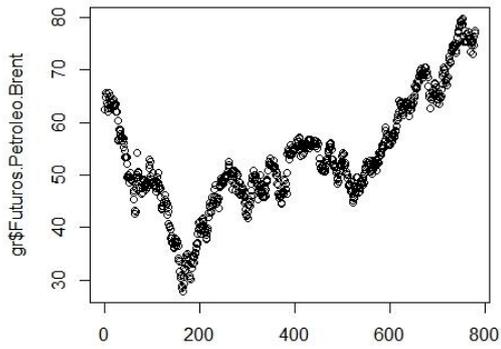


Figura C.35 Serie de tiempo: Futuros Brent

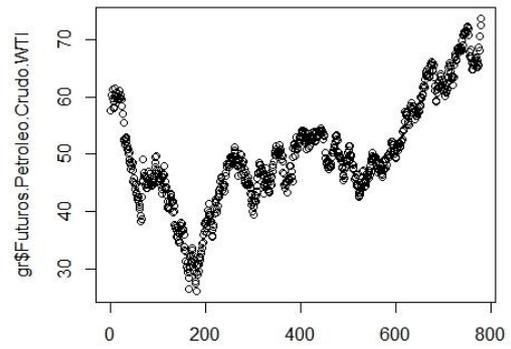


Figura C.36 Serie de tiempo: Futuros Crudo WTI

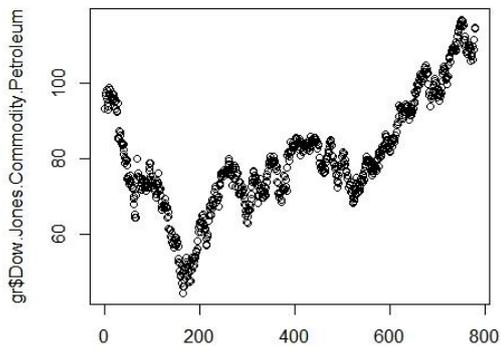


Figura C.37 Serie de tiempo: DJ MP Petróleo

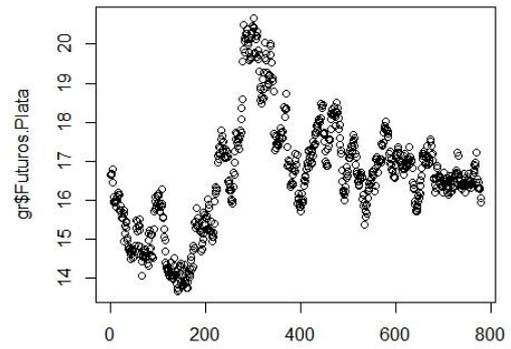


Figura C.38 Serie de tiempo: Futuros Plata

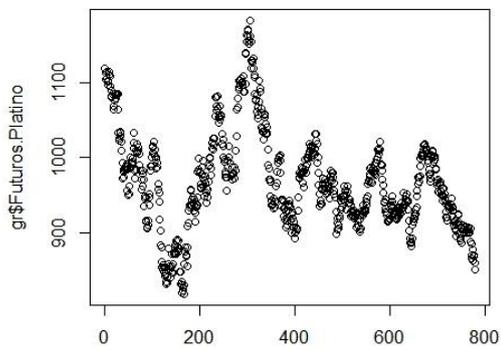


Figura C.39 Serie de tiempo: Futuros Platino

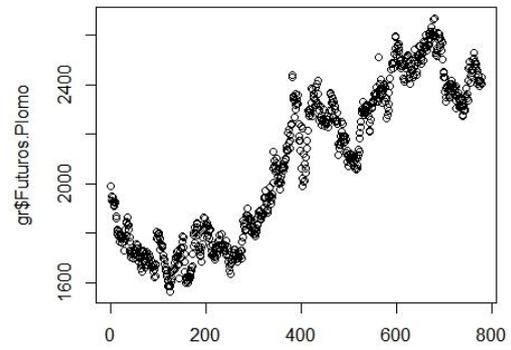


Figura C.40 Serie de tiempo: Futuros Plomo

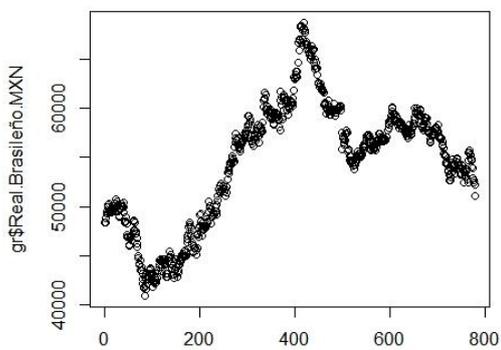


Figura C.41 Serie de tiempo: BRL/MXN

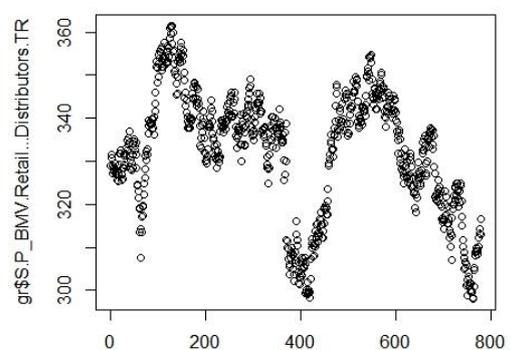


Figura C.42 Serie de tiempo: Índice Retail distributors

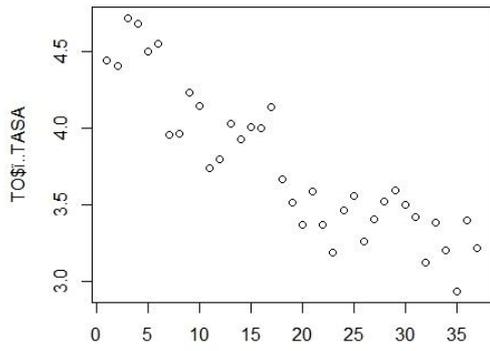


Figura C.43 Serie de tiempo: Tasa Interbancaria

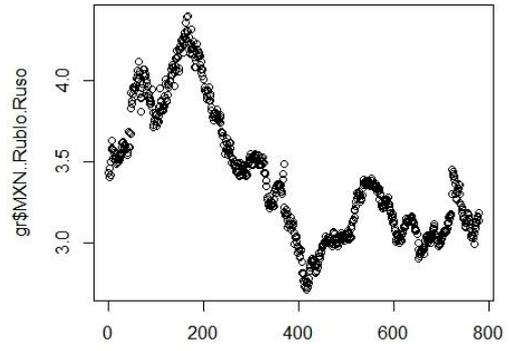


Figura C.44 Serie de tiempo: Divisa RUB/MXN

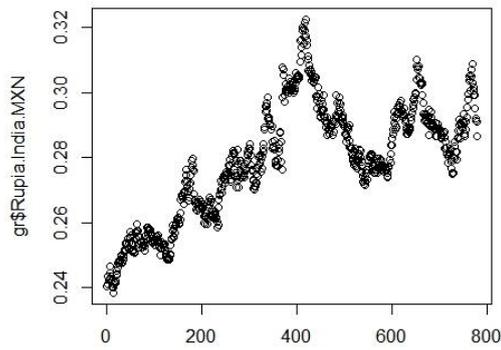


Figura C.45 Serie de tiempo: Divisa INR/MXN

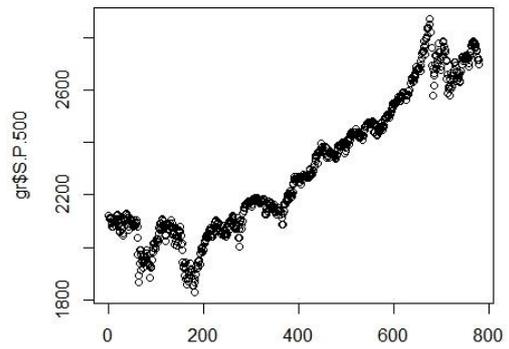


Figura C.46 Serie de tiempo: Índice S&P 500

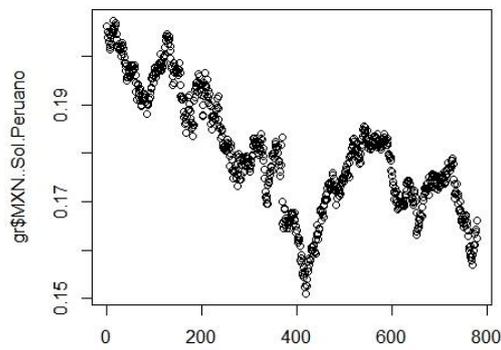


Figura C.47 Serie de tiempo: Divisa PEN/MXN

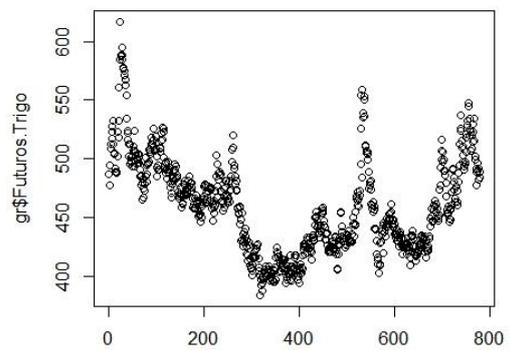


Figura C.48 Serie de tiempo: Futuros Trigo

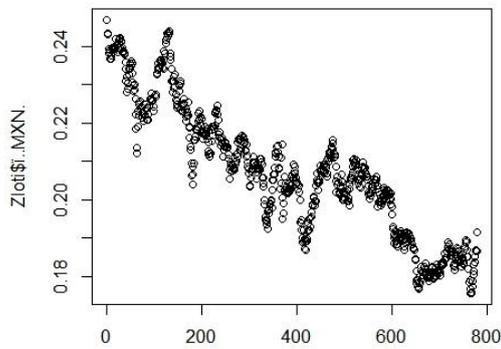


Figura C.49 Serie de tiempo: Divisa PLN/MXN

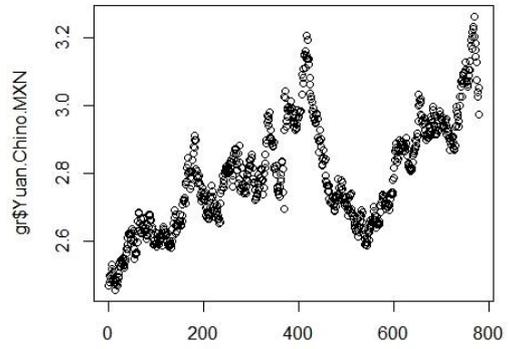


Figura C.50 Serie de tiempo: Divisa CNY/MXN

Anexo D

E.1 Resultados de las pruebas de Dickey-Fuller

Tabla D.1 Resultados de las pruebas de Dickey-Fuller

Serie de tiempo	Estadístico de prueba de hipótesis	Estadístico de prueba de hipótesis (Serie diferenciada)
Banamex 30	0,5072	0
Bursa Optimo RT	0,3525	0
Commodity Energy Exces return	0,1525	0
DAX Alemania	0,1206	0
Dow Jones Commodity Energy	0,1994	0
Dow Jones Commodity Industrial Metals	0,0614	0
Dow Jones Commodity Petroleum	0,2028	0
EURO/MXN	0,9073	0
Futuros aluminio	0,8099	0
Futuros Azucar No 11 EEUU	0,8171	0
Futuros Cobre	0,0682	0
Futuros gas Natural	0,1711	0
Futuros Indice Dólar	0,5431	0
Futuros Indices maiz	0,0225*	0
Futuros Niquel	0,2304	0
Futuros Petroleo Brent	0,2698	0
Futuros Petroleo Crudo WTI	0,2879	0
Futuros Plata	0,3594	0
Futuros Platino	0,2326	0
Futuros Plomo	0,809	0
Futuros Trigo	0,2094	0
Futuros ZINC	0,1827	0
Índice Nasdaq	0,2018	0
Índice NIKKEI 225	0,3352	0
MXN/ Leu Rumano	0,0455*	0
MXN/ Rublo Ruso	0,4674	0
MXN/ Sol Peruano	0,2716	0
MXN/ Zloty Polaco	0,1873	0
MXN/Lira turca	0,7164	0
MXN/Peso Argentino	0,9839	0
Peso Chileno/MXN	0,4484	0
Real Brasileño/MXN	0,9582	0
Rupia India/MXN	0,2401	0
S&P BMV Indsutrials Select	0,3043	0
S&P BMV INMEX	0,1406	0
S&P_BMV IPC 2X Leverage Daily	0,1236	0
S&P_BMV IPC Inverse Daily	0,1097	0
S&P_BMV IPC MidCap	0,3944	0
S&P_BMV IPC Sustainable	0,1309	0
S&P_BMV IRT	0,1185	0
S&P_BMV IRT CompMx	0,1029	0
S&P_BMV IRT LargeCap	0,1172	0
S&P_BMV Manufacturing, Electricity, & Water TR	0,5245	0
S&P_BMV Mexico-Brazil TR	0,4365	0
S&P_BMV Retail & Distributors TR	0,13	0
Yuan Chino/MXN	0,1402	0

Anexo E

F.1 Gráficas de series de tiempo diferenciadas

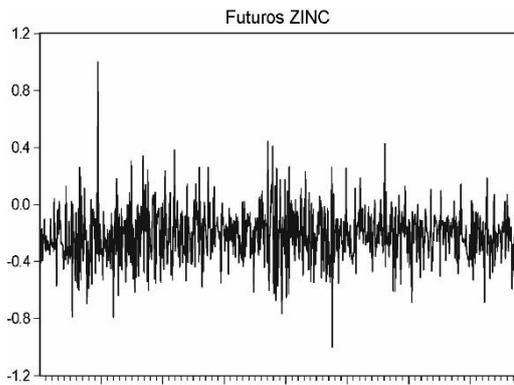


Figura E.1 Serie diferenciada: Futuros Zinc

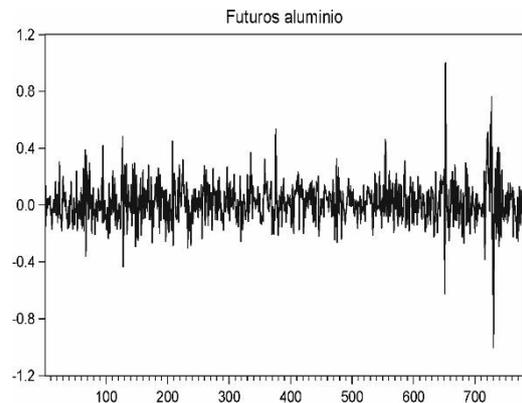


Figura E.2 Serie diferenciada: Futuros Aluminio

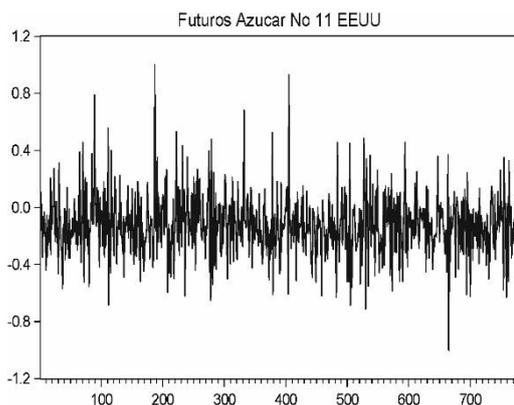


Figura E.3 Serie diferenciada: Futuros Azúcar 11

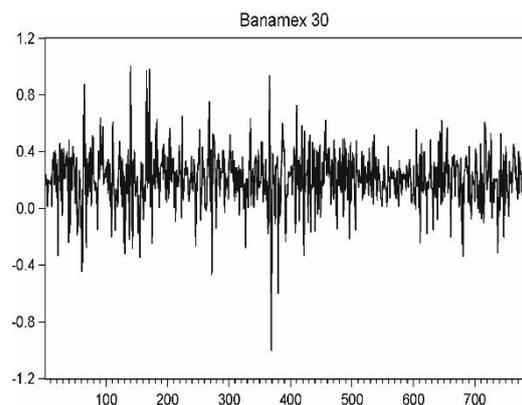


Figura E.4 Serie diferenciada: Índice Banamex

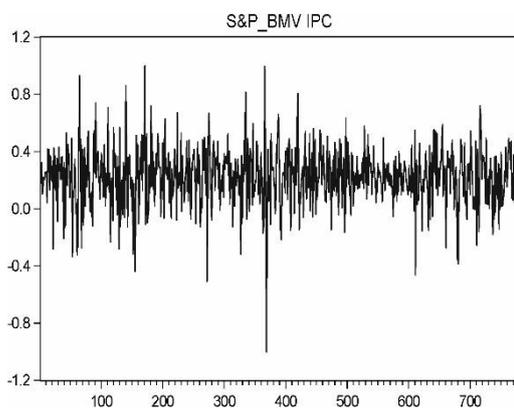


Figura E.5 Serie diferenciada: Índice IPC

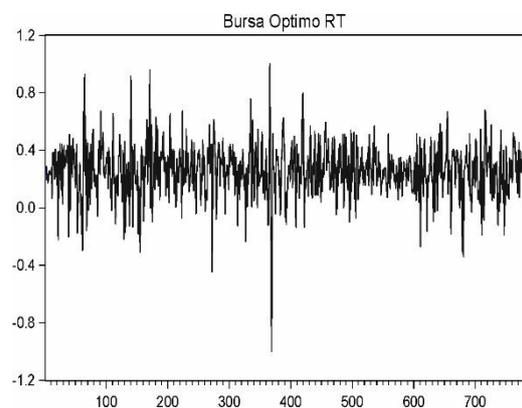


Figura E.6 Serie diferenciada: Índice Bursa Óptim

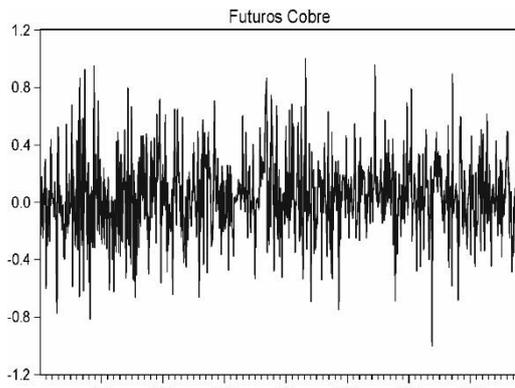


Figura E.7 Serie diferenciada: Futuros Cobre

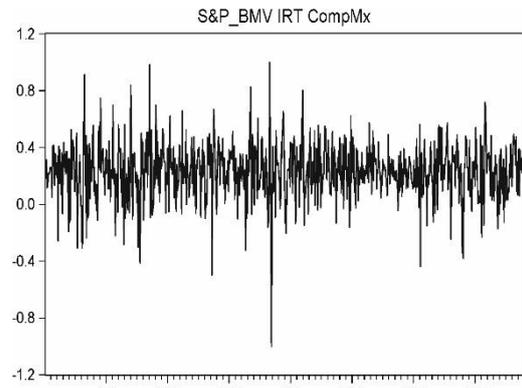


Figura E.8 Serie diferenciada: Índice IRT CompMx

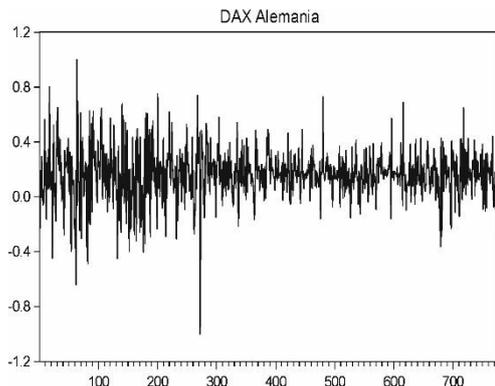


Figura E.9 Serie diferenciada: Índice DAX

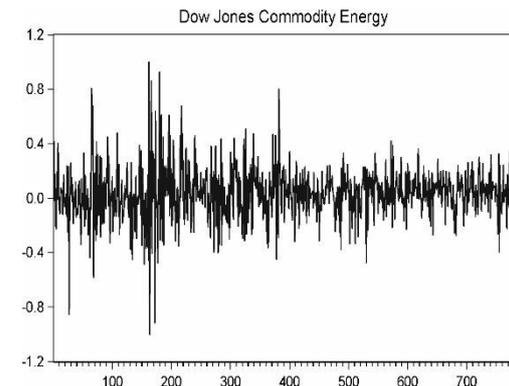


Figura E.10 Serie diferenciada: MP DJ Energy

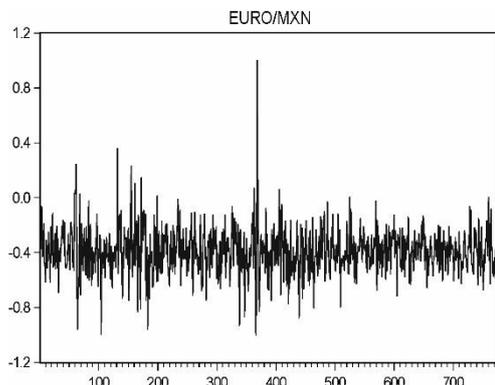


Figura E.11 Serie diferenciada: Divisa Euro/MXN

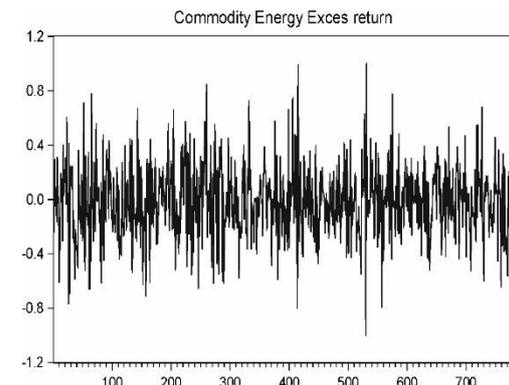


Figura E.12 Serie diferenciada: MP Energy ER

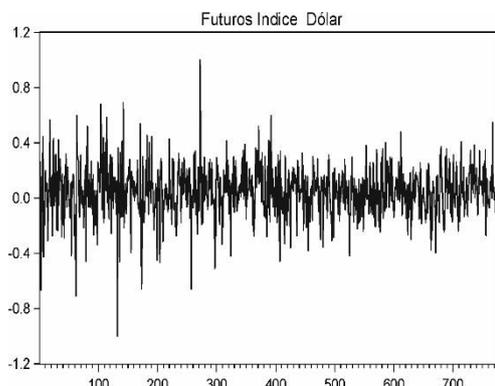


Figura E.13 Serie diferenciada: Futuros Dólar

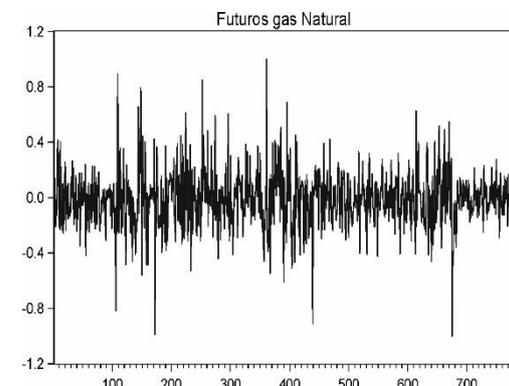


Figura E.14 Serie diferenciada: Futuros Gas Natur.

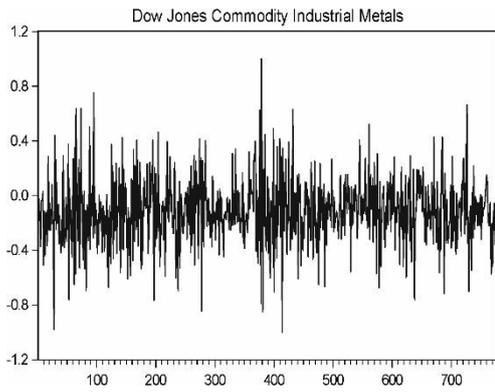


Figura E.15 Serie diferenciada: Índice DJ Industrial Metals

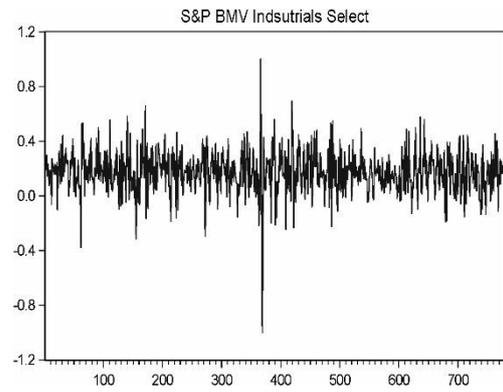


Figura E.16 Serie diferenciada: Índice Industrial Select

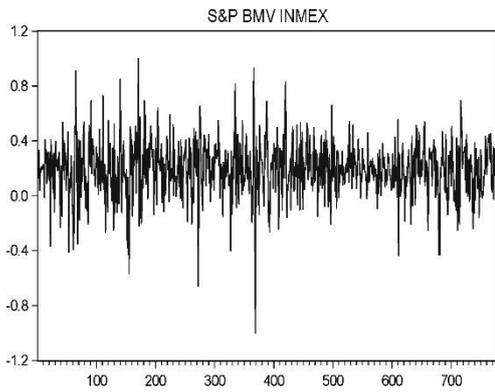


Figura E.17 Serie diferenciada: Índice INMEX

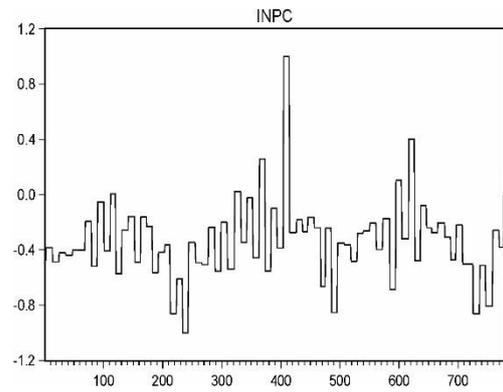


Figura E.18 Serie diferenciada: Índice INPC

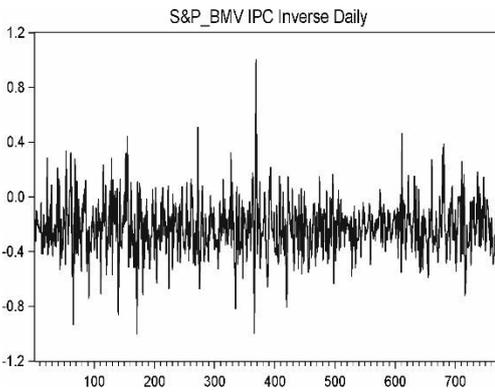


Figura E.19 Serie diferenciada: Índice Inverse Daily

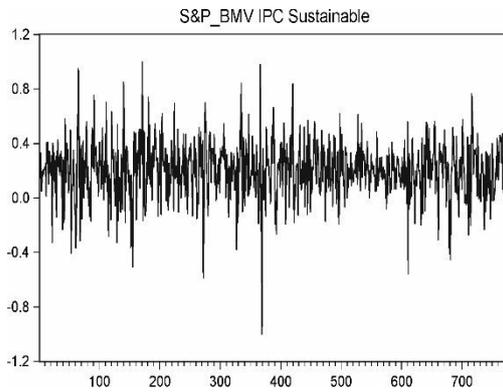


Figura E.20 Serie diferenciada: Índice IPC Sustainable

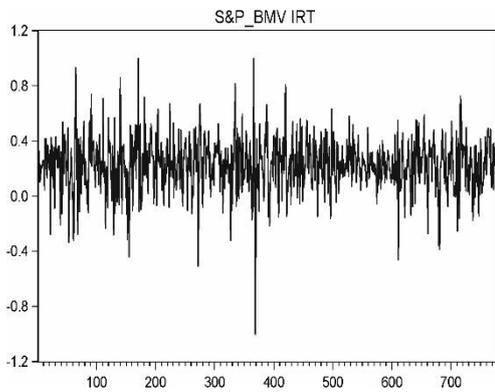


Figura E.21 Serie diferenciada: Índice IRT

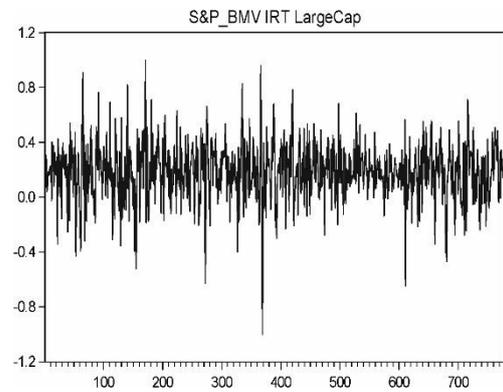


Figura E.22 Serie diferenciada: Índice LargeCap

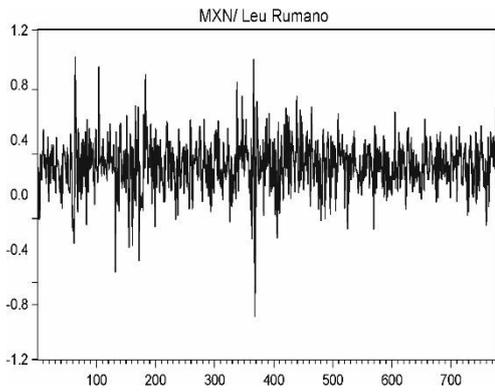


Figura E.23 Serie diferenciada: Divisa RON/MXN

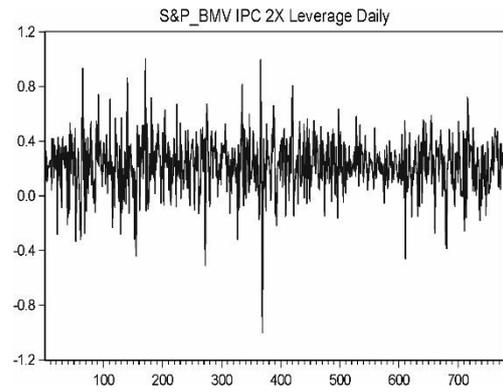


Figura E.24 Serie diferenciada: Índice Leverage Daily

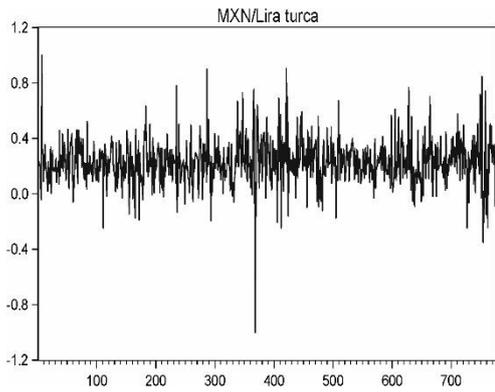


Figura E.25 Serie diferenciada: Divisa Lira turca

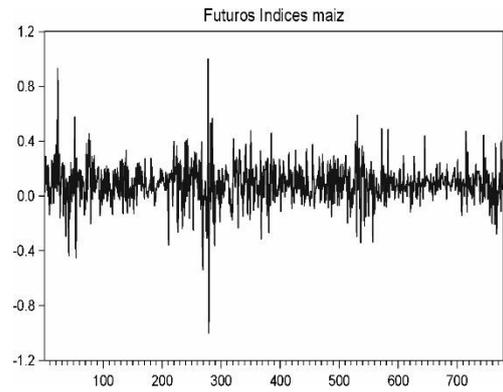


Figura E.26 Serie diferenciada: Futuros Maíz

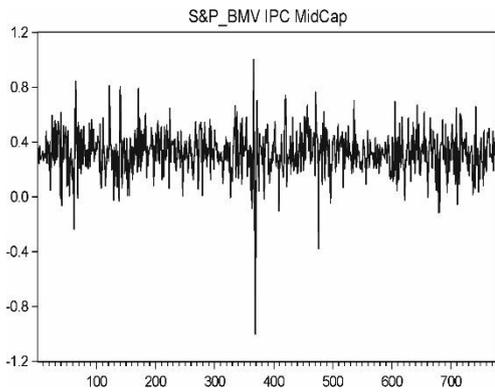


Figura E.27 Serie diferenciada: Índice IPC MidCap

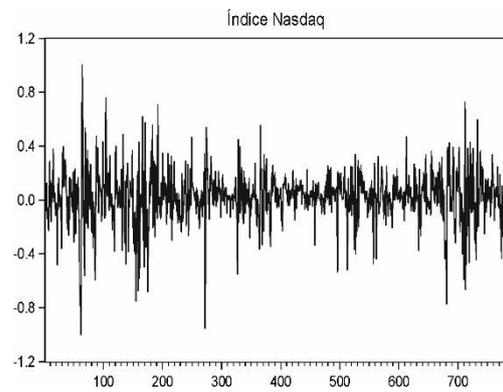


Figura E.28 Serie diferenciada: Índice Nasdaq

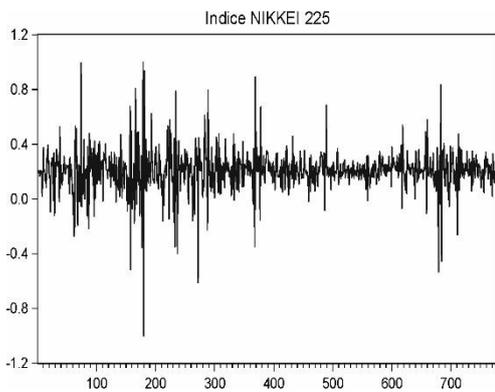


Figura E.29 Serie diferenciada: Índice Nikkei225

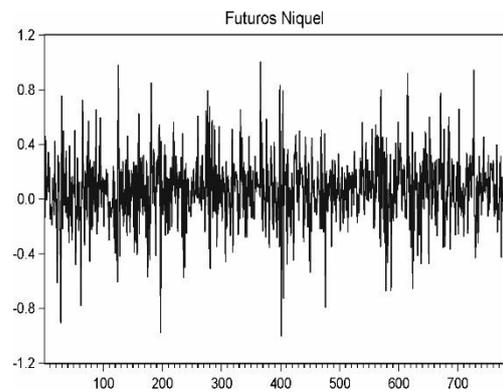


Figura E.30 Serie diferenciada: Futuros Níquel

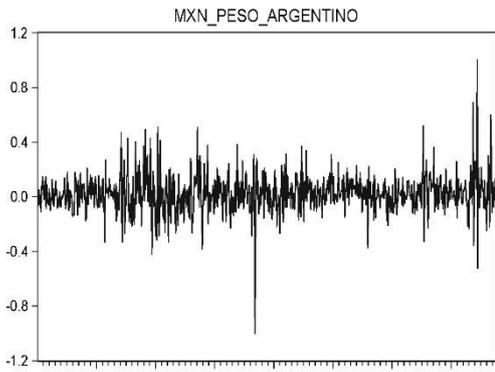


Figura E.31 Serie diferenciada: Divisa ARG/MXN

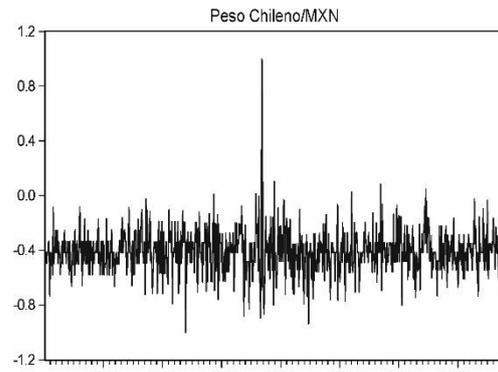


Figura E.32 Serie diferenciada: Divisa CLP/MXN

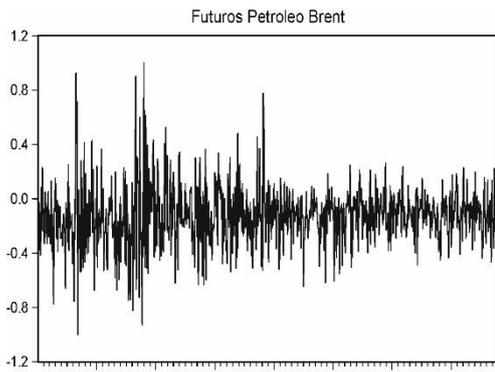


Figura E.33 Serie diferenciada: Futuros Brent

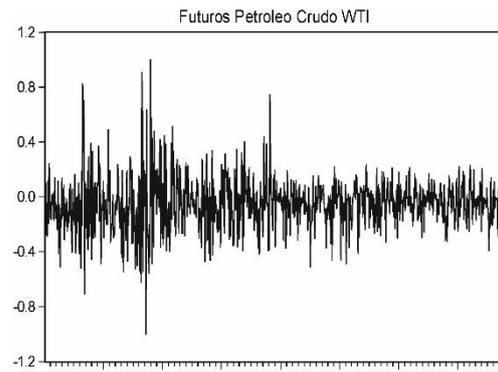


Figura E.34 Serie diferenciada: Futuros WTI

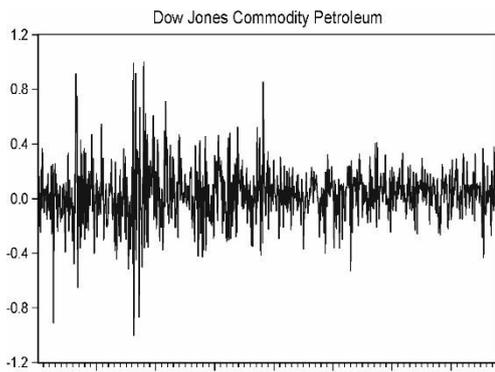


Figura E.35 Serie diferenciada: MP DJ Petroleum

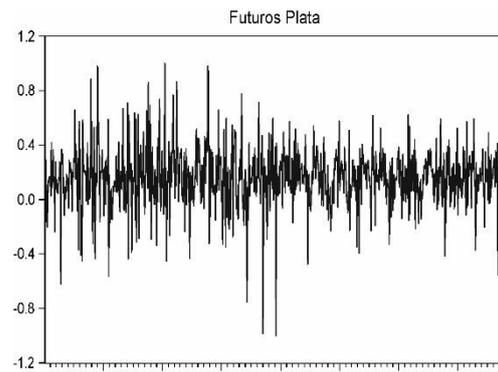


Figura E.36 Serie diferenciada: Futuros Plata

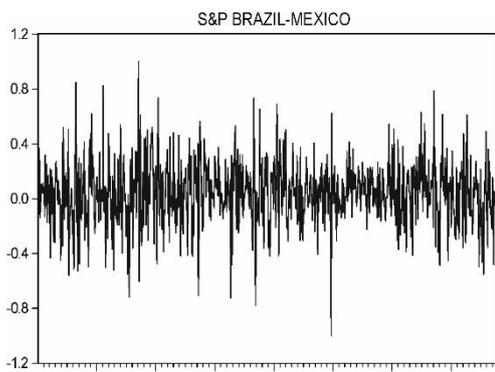


Figura E.37 Serie diferenciada: Índice Brazil-Mexic

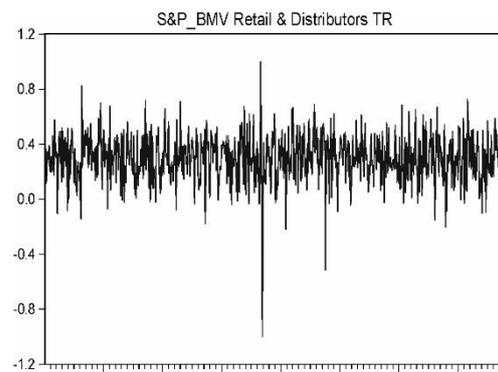


Figura E.38 Serie diferenciada: Índice Retail & Distributors

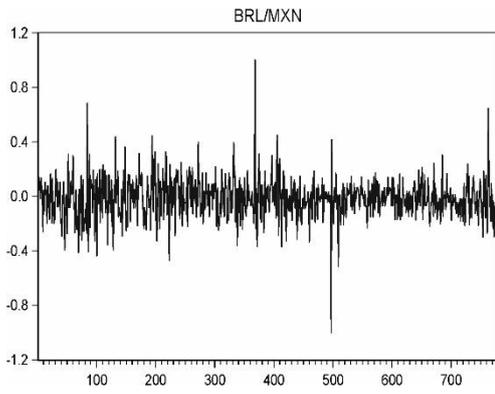


Figura E.39 Serie diferenciada: Divisa BRL/MXN

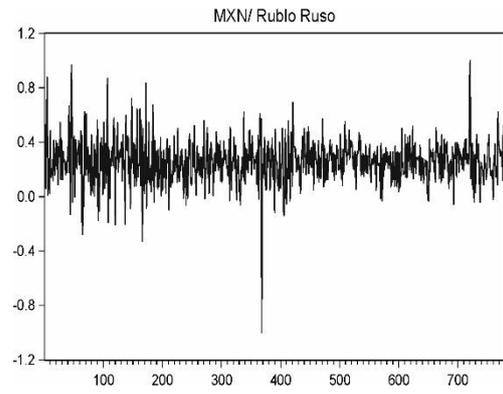


Figura E.40 Serie diferenciada: Divisa RUB/MXN

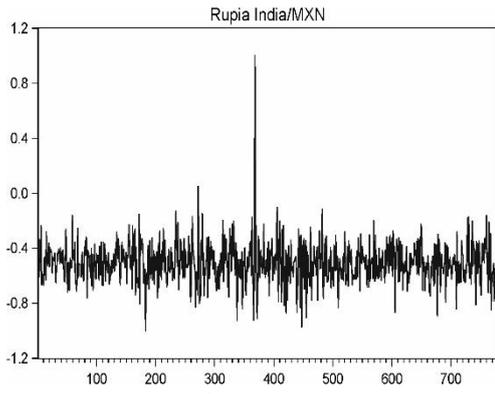


Figura E.41 Serie diferenciada: Divisa INR/MXN

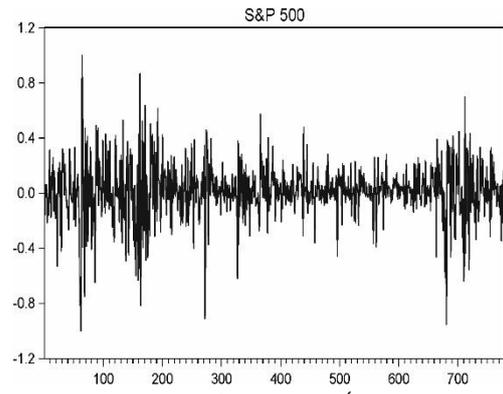


Figura E.42 Serie diferenciada: Índice S&P 500

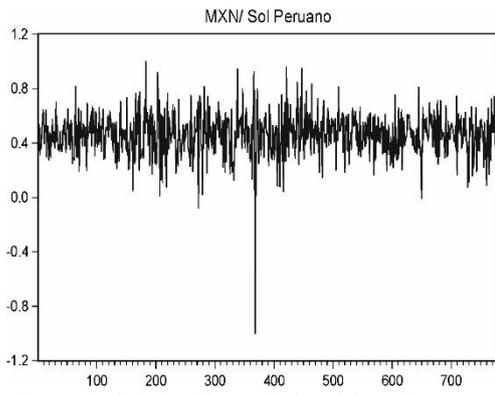


Figura E.43 Serie diferenciada: Divisa PEN/MXN

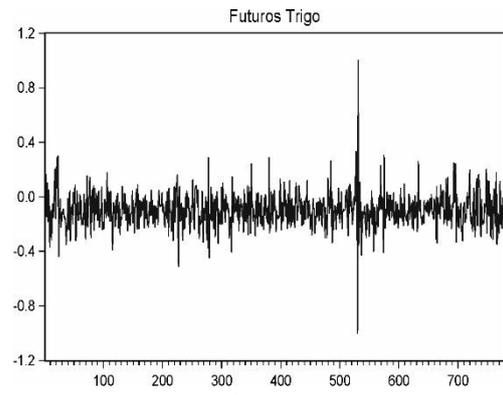


Figura E.44 Serie diferenciada: Futuros trigo

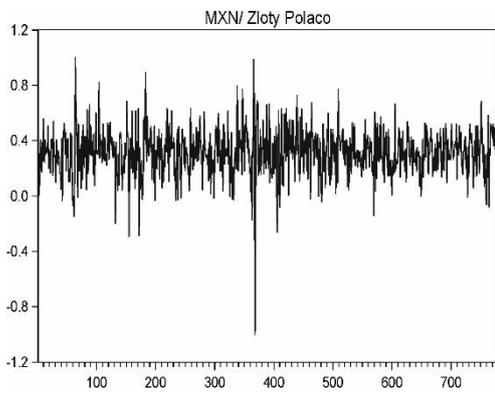


Figura E.45 Serie diferenciada: PLN/MXN

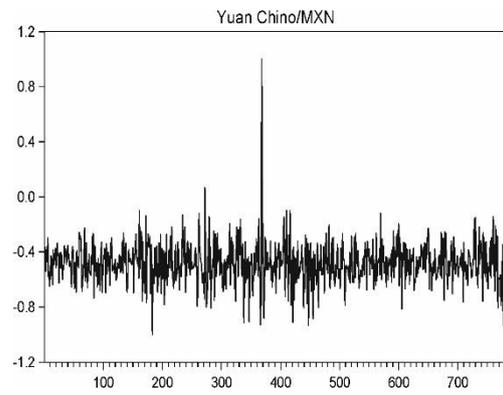


Figura E.46 Serie diferenciada: divisa CNY/MXN

Anexo F

G.1 Código de entrenamiento

Este código, contiene el algoritmo que fue empleado para realizar el proceso de experimentación de las redes que fueron analizadas, tanto para el enfoque técnico como para el híbrido, es probable que algunos parámetros cambien para cada uno de los enfoques y que hayan cambiado durante la experimentación para definir las mejores estructuras.

```
clear
Entradas = xlsread('Entradas.xlsx');
Entradas = Entradas(:,1:777);
Data = xlsread('Data.xlsx');
Data = Data(:,1:777);
n = max(size(Data)); % number of patrons
m = min(size(Data)); % number of inputs
maxNeurons = round((n - 19)/(2.2*20),0); % Max neurons in hidden layer
NN = cell(n, maxNeurons);
mseT = zeros(n,maxNeurons);
relError = zeros(n,maxNeurons);
w = 2.2;
for k=1:40 % Number of neurons in the Hidden layer
    for i=1:n-1 % number of inputs
        if (k <= (n - i*19)/(w*(i*19+1))); %Condition to avoid overfitting
            trainInput = zeros(i*(m-1),n-i);
            trainTarget = zeros(1,n-i);
            for j=1:n-i % number of cases
                trainInput(:,j) = reshape(Entradas(:,j:j+i-1),i*(m-1),1);
                trainTarget(j) = Data(1,j+i);
            end
            net = feedforwardnet(k,'trainingd');
            net.divideFcn= 'divideblock';
            net.divideParam.trainRatio = 0.74;
            net.divideParam.valRatio = 0.13;
            net.divideParam.testRatio = 0.13;
            net.trainParam.epochs = 100000;
            net.trainParam.goal= 0.000001;
            net.trainParam.min_grad= 0.000001;
            net.trainParam.max_fail=1000;
            net.trainParam.lr =0.028;
            net = train(net,trainInput,trainTarget);
            output = net(trainInput);
            NN{i}{k} = net;
            mseT(i,k) = mse(net,trainTarget,output);%rows number of inputs
            %columns number of hidden layers
            relErrVec = abs((output(trainTarget~=0) - trainTarget(trainTarget~=0))./trainTarget(trainTarget~=0));
            relError(i,k) = 100*(sum(relErrVec(relErrVec<1000)))/length(output);
            relError(i,k)
            view(net)
        end
    end
    save NN NN
end
mse_v = mseT(mseT>0); % Because inside the mseT matrix exists values of 0, we should delete them.
min_v = min(mse_v); % Now, we can calculate the real minimum value
relError_v = relError(relError>0);
min_relelor = min(relError_v);
[n,k2] = find(relError == min_relelor);
[n2,k] = find(mseT == min_v); % Finally we find the position for the minimum value
% i = number of inputs k = number of hidden neurons
net1 = NN{n}{k};% Load the matrix with the minimum value
save net1 net1
save n n
```

Anexo G

H.1 Experimentos de enfoque híbrido (MSE)

Tabla G.1 Resultados experimentos de enfoque Híbrido (MSE)

		Número de neuronas en la capa Oculta													
		2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0,000254	0,000236	0,000255	0,000252	0,000252	0,000243	0,000251	0,000253	0,000242	0,000246	0,000245	0,000251	0,000240	0,000247	
2	0,000255	0,000238	0,000252	0,000249	0,000236	0,000210	0,000250	0,000233	0,000239	0,000237	0,000238	0,000242	0,000237	0,000232	
3	0,000256	0,000245	0,000255	0,000248	0,000244	0,000230	0,000233	0,000235	0,000229	0,000238	0,000223	0,000236	0,000254	0,000232	
4	0,000242	0,000249	0,000243	0,000245	0,000262	0,000254	0,000223	0,000232	0,000264	0,000226	0,000272	0,000198	0,000239	0,000221	
5	0,000257	0,000252	0,000233	0,000235	0,000262	0,000216	0,000229	0,000221	0,000221	0,000211	0,000283	0,000271	0,000265	0,000213	
6	0,000255	0,000261	0,000249	0,000238	0,000235	0,000228	0,000281	0,000216	0,000274	0,000221	0,000267	0,000198	0,000264	0,000261	
7	0,000246	0,000258	0,000224	0,000232	0,000270	0,000264	0,000248	0,000222	0,000216	0,000207	0,000223	0,000197	0,000206	0,000274	
8	0,000261	0,000235	0,000226	0,000212	0,000254	0,000262	0,000211	0,000201	0,000198	0,000219	0,000217	0,000195	0,000250	0,000276	
9	0,000263	0,000227	0,000251	0,000251	0,000264	0,000246	0,000261	0,000220	0,000209	0,000273	0,000189	0,000210	0,000243	0,000192	
10	0,000259	0,000252	0,000252	0,000199	0,000254	0,000260	0,000248	0,000251	0,000264	0,000248	0,000247	0,000273	0,000313	0,000251	
11	0,000256	0,000227	0,000239	0,000252	0,000249	0,000270	0,000253	0,000237	0,000254	0,000278	0,000281	0,000250	0,000184	0,000264	
12	0,000251	0,000218	0,000262	0,000260	0,000255	0,000255	0,000199	0,000236	0,000250	0,000269	0,000246	0,000248	0,000256	0,000260	
13	0,000245	0,000247	0,000247	0,000250	0,000258	0,000244	0,000189	0,000250	0,000234	0,000190	0,000235	0,000238	0,000241	0,000248	
14	0,000251	0,000254	0,000259	0,000262	0,000242	0,000252	0,000255	0,000242	0,000241	0,000261	0,000276	0,000248	0,000263	0,000229	
15	0,000255	0,000247	0,000250	0,000272	0,000249	0,000268	0,000272	0,000245	0,000320	0,000351	0,000279	0,000242	0,000245	0,000224	
16	0,000237	0,000256	0,000207	0,000254	0,000248	0,000255	0,000241	0,000302	0,000237	0,000210	0,000235	0,000367	0,000313	0,000243	
17	0,000231	0,000241	0,000249	0,000245	0,000261	0,000247	0,000243	0,000257	0,000263	0,000230	0,000239	0,000388	0,000258	0,000246	
18	0,000258	0,000257	0,000251	0,000238	0,000231	0,000290	0,000224	0,000234	0,000240	0,000251	0,000239	0,000235	0,000238	0,000236	
19	0,000251	0,000255	0,000266	0,000280	0,000232	0,000236	0,000237	0,000268	0,000298	0,000244	0,000223	0,000252	0,000234	0,000243	
20	0,000219	0,000268	0,000268	0,000250	0,000268	0,000232	0,000278	0,000331	0,000257	0,000222	0,000245	0,000216	0,000254	0,000249	
21	0,000254	0,000253	0,000247	0,000260	0,000264	0,000248	0,000231	0,000263	0,000227	0,000222	0,000219	0,000221	0,000229		
22	0,000253	0,000261	0,000248	0,000246	0,000260	0,000235	0,000241	0,000229	0,000229	0,000229	0,000216	0,000240	0,000236		
23	0,000255	0,000322	0,000246	0,000251	0,000234	0,000230	0,000232	0,000258	0,000233	0,000220	0,000234	0,000237			
24	0,000253	0,000254	0,000243	0,000250	0,000188	0,000263	0,000236	0,000238	0,000255	0,000224	0,000251	0,000209			
25	0,000256	0,000249	0,000241	0,000262	0,000221	0,000224	0,000240	0,000202	0,000250	0,000251	0,000310				
26	0,000271	0,000243	0,000243	0,000302	0,000254	0,000224	0,000235	0,000210	0,000225	0,000296	0,000215				
27	0,000275	0,000245	0,000235	0,000225	0,000224	0,000227	0,000254	0,000215	0,000221	0,000216					
28	0,000279	0,000247	0,000223	0,000238	0,000243	0,000224	0,000254	0,000288	0,000213	0,000212					
29	0,000247	0,000262	0,000256	0,000257	0,000238	0,000231	0,000232	0,000228	0,000276						
30	0,000248	0,000253	0,000248	0,000256	0,000233	0,000252	0,000232	0,000201	0,000239						
31	0,000248	0,000252	0,000247	0,000238	0,000232	0,000219	0,000224	0,000239	0,000222						
32	0,000247	0,000221	0,000268	0,000214	0,000235	0,000274	0,000230	0,000275							
33	0,000253	0,000292	0,000228	0,000243	0,000317	0,000211	0,000211	0,000236							
34	0,000241	0,000253	0,000249	0,000207	0,000228	0,000228	0,000213	0,000188							
35	0,000250	0,000252	0,000212	0,000215	0,000227	0,000216	0,000202								
36	0,000257	0,000262	0,000232	0,000231	0,000212	0,000216	0,000214								
37	0,000255	0,000237	0,000217	0,000236	0,000216	0,000243	0,000192								
38	0,000228	0,000251	0,000221	0,000243	0,000218	0,000212	0,000188								
39	0,000235	0,000243	0,000243	0,000228	0,000210	0,000212	0,000221								
40	0,000250	0,000239	0,000238	0,000234	0,000236	0,000214									
41	0,000234	0,000240	0,000235	0,000227	0,000251	0,000187									
42	0,000216	0,000217	0,000219	0,000215	0,000206	0,000216									
43	0,000210	0,000237	0,000228	0,000221	0,000211	0,000189									
44	0,000249	0,000229	0,000185	0,000212	0,000219	0,000206									
45	0,000274	0,000234	0,000235	0,000213	0,000240										
46	0,000280	0,000243	0,000195	0,000208	0,000182										
47	0,000183	0,000217	0,000220	0,000203	0,000225										
48	0,000236	0,000255	0,000226	0,000228	0,000212										
49	0,000225	0,000220	0,000235	0,000191	0,000199										
50	0,000262	0,000235	0,000214	0,000251	0,000199										
51	0,000257	0,000258	0,000251	0,000179	0,000222										
52	0,000212	0,000220	0,000234	0,000203											
53	0,000235	0,000231	0,000218	0,000216											
54	0,000275	0,000228	0,000194	0,000189											
55	0,000211	0,000243	0,000212	0,000186											
56	0,000249	0,000202	0,000216	0,000195											
57	0,000242	0,000249	0,000224	0,000195											
58	0,000178	0,000225	0,000204	0,000180											
59	0,000225	0,000228	0,000202	0,000222											
60	0,000281	0,000286	0,000220	0,000190											
61	0,000195	0,000258	0,000202	0,000204											
62	0,000234	0,000231	0,000246												
63	0,000209	0,000231	0,000194												
64	0,000206	0,000258	0,000217												
65	0,000241	0,000245	0,000183												
66	0,000241	0,000222	0,000260												
67	0,000276	0,000252	0,000212												
68	0,000248	0,000181	0,000223												
69	0,000251	0,000201	0,000211												
70	0,000285	0,000248	0,000185												

H.2 Experimentos de enfoque híbrido (Tasa de aciertos)

Tabla G.2 Resultados experimentos de enfoque Híbrido (Tasa de aciertos)

dias	Número de neuronas en la capa Oculta														
	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	50,80	55,76	51,34	54,29	51,61	53,49	52,01	51,07	54,02	48,79	54,29	53,89	57,51	52,82	
2	51,01	58,12	50,47	54,90	54,77	58,66	49,40	55,84	54,36	54,50	54,09	55,44	53,56	57,58	
3	50,67	53,09	50,94	54,30	55,24	56,05	56,18	58,47	55,65	54,97	58,47	54,44	55,91	58,74	
4	52,49	55,45	56,66	53,70	52,76	54,10	59,35	57,34	52,49	59,89	52,89	63,39	58,82	59,49	
5	45,82	50,00	57,55	55,80	51,62	59,16	57,41	58,22	58,22	61,19	52,96	58,49	55,12	63,48	
6	50,20	53,04	54,12	57,89	53,98	58,97	53,31	60,86	56,14	62,48	59,24	61,81	55,06	54,79	
7	54,05	54,73	57,97	54,46	54,05	52,97	55,95	62,03	62,03	63,24	62,57	64,59	62,57	52,57	
8	52,64	57,65	59,27	60,22	54,67	55,75	61,71	66,17	64,55	59,95	61,16	66,44	56,43	54,67	
9	50,68	59,89	52,85	53,79	54,47	55,83	51,49	62,33	61,25	55,56	65,45	61,25	57,72	65,85	
10	47,22	52,37	52,78	65,13	55,09	55,09	55,09	54,27	52,10	57,94	54,95	55,09	54,27	57,80	
11	52,72	57,34	60,87	53,40	56,39	55,16	59,51	57,88	54,89	53,94	57,20	57,47	68,75	59,78	
12	52,79	62,86	52,93	52,93	54,01	54,29	66,12	62,31	54,01	54,42	60,54	58,10	54,29	57,41	
13	55,86	55,45	54,09	55,04	53,54	56,95	64,99	56,27	57,22	69,21	57,77	56,81	56,81	58,17	
14	51,57	49,93	51,30	54,16	58,12	58,53	54,84	60,71	58,39	53,48	53,21	58,39	60,16	64,80	
15	53,28	51,64	57,51	54,23	52,60	58,47	57,10	56,01	50,14	51,50	57,51	56,97	59,29	62,30	
16	58,96	54,31	66,48	51,57	52,26	54,72	59,51	47,88	54,31	64,16	60,60	48,02	59,78	57,59	
17	59,86	60,55	57,53	56,16	49,18	56,99	57,67	57,53	53,70	57,40	60,96	47,40	54,93	60,55	
18	48,70	55,83	55,28	58,85	58,44	49,66	61,59	59,67	62,96	62,14	63,65	62,28	64,33	62,55	
19	54,53	53,30	53,02	50,69	59,62	57,83	60,30	49,73	52,06	62,09	62,50	56,18	59,20	60,30	
20	60,66	51,86	55,02	58,05	55,16	60,11	50,62	50,07	52,54	62,31	61,35	61,35	59,97	62,31	
21	52,20	53,44	57,58	50,69	56,34	57,71	60,06	57,58	62,12	61,43	67,08	64,05	60,61		
22	56,00	46,48	56,00	54,76	49,10	60,28	59,72	61,52	63,86	61,79	64,97	62,07	63,31		
23	47,93	50,55	54,28	50,97	62,02	61,19	58,29	58,43	60,22	60,36	60,08	60,77			
24	55,33	53,11	56,15	56,85	71,51	57,54	64,04	57,26	56,29	61,27	60,44	65,15			
25	52,35	55,68	54,43	50,55	63,30	60,53	56,93	64,54	57,48	57,62	50,83				
26	53,68	56,87	56,03	46,88	50,35	60,61	60,19	65,19	63,52	58,39	63,80				
27	47,50	58,06	60,42	62,08	61,67	59,58	58,89	61,39	60,00	64,03					
28	46,59	54,94	60,92	59,81	56,33	64,12	58,00	59,25	66,48	63,42					
29	53,34	49,72	53,62	53,06	57,66	57,66	58,91	60,17	62,12						
30	54,11	53,14	52,44	47,28	63,46	56,35	62,20	65,69	65,55						
31	53,49	56,15	55,17	55,73	59,22	58,80	61,45	61,59	62,43						
32	55,66	66,01	53,43	65,87	58,46	57,48	58,60	58,04							
33	52,10	46,64	57,28	56,30	53,36	64,43	63,03	68,07							
34	55,12	52,73	50,63	65,08	59,47	62,27	63,96	66,34							
35	51,83	53,51	63,90	66,01	62,50	64,33	63,62								
36	53,02	53,59	59,92	58,79	63,29	63,01	67,09								
37	52,68	57,04	62,68	55,77	68,03	58,45	66,90								
38	62,20	55,85	59,52	54,87	63,61	61,92	70,80								
39	59,46	51,84	54,10	58,19	63,28	67,51	60,73								
40	52,90	60,25	55,87	59,69	59,69	63,79									
41	58,07	51,84	56,66	58,22	55,38	69,97									
42	62,98	63,69	61,70	59,86	68,79	60,28									
43	62,22	58,52	54,40	60,94	65,77	69,03									
44	52,49	59,60	69,42	68,71	63,30	64,86									
45	47,72	57,12	58,40	67,09	54,13										
46	53,07	55,78	63,91	65,76	70,19										
47	67,43	63,43	61,86	64,00	59,57										
48	56,08	52,79	59,51	61,09	63,09										
49	61,75	57,59	56,73	70,49	66,48										
50	52,22	58,54	63,56	53,95	69,01										
51	53,02	53,02	49,86	70,69	60,49										
52	64,89	62,88	56,83	71,80											
53	62,10	59,08	64,99	61,96											
54	53,68	57,72	68,40	67,97											
55	67,49	58,24	62,86	69,36											
56	53,40	65,70	61,36	64,69											
57	57,39	52,75	61,30	65,51											
58	69,23	60,23	66,47	70,83											
59	60,76	61,19	63,37	62,06											
60	52,69	55,46	64,05	72,20											
61	67,78	50,29	64,29	65,16											
62	58,39	60,73	57,52												
63	63,60	61,26	65,50												
64	65,59	52,71	60,76												
65	57,48	60,56	69,06												
66	53,89	59,32	54,63												
67	49,71	52,65	67,35												
68	55,52	69,51	54,79												
69	58,26	67,40	62,83												
70	53,47	55,39	66,17												
71	54,73	65,09	66,57												
72	60,74	64,30	56,30												
73	60,09	69,73	71,81												
74	56,32	65,97	64,34												
75	50,30	47,17	67,86												
76	56,48	68,85													
77	54,33	66,87													
78	47,68	57,40													
79	61,23	61,83													
80	48,58	72,11													

H.3 Experimentos de enfoque Técnico (MSE)

Tabla G.3 Resultados experimentos de enfoque Técnico (MSE)

dias	Número de neuronas en la capa Oculta														
	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	0,000252	0,000251	0,000254	0,000246	0,000246	0,000255	0,000250	0,000249	0,000248	0,000245	0,000241	0,000252	0,000243	0,000244	
2	0,000259	0,000252	0,000265	0,000258	0,000254	0,000252	0,000241	0,000259	0,000253	0,000256	0,000252	0,000244	0,000246	0,000252	
3	0,000253	0,000256	0,000259	0,000249	0,000252	0,000247	0,000256	0,000259	0,000242	0,000253	0,000254	0,000252	0,000254	0,000230	
4	0,000258	0,000238	0,000251	0,000257	0,000250	0,000248	0,000333	0,000262	0,000245	0,000239	0,000241	0,000239	0,000235	0,000226	
5	0,000254	0,000258	0,000253	0,000243	0,000257	0,000247	0,000272	0,000240	0,000228	0,000238	0,000291	0,000312	0,000227	0,000244	
6	0,000256	0,000251	0,000244	0,000257	0,000245	0,000250	0,000250	0,000242	0,000247	0,000234	0,000242	0,000252	0,000242	0,000219	
7	0,000254	0,000246	0,000248	0,000241	0,000235	0,000237	0,000266	0,000233	0,000251	0,000227	0,000231	0,000227	0,000207	0,000225	
8	0,000256	0,000251	0,000234	0,000248	0,000259	0,000237	0,000267	0,000262	0,000260	0,000224	0,000236	0,000190	0,000222	0,000238	
9	0,000258	0,000239	0,000255	0,000262	0,000240	0,000239	0,000275	0,000236	0,000218	0,000256	0,000226	0,000231	0,000224	0,000211	
10	0,000233	0,000249	0,000242	0,000279	0,000249	0,000259	0,000226	0,000219	0,000217	0,000265	0,000236	0,000277	0,000260	0,000193	
11	0,000258	0,000241	0,000244	0,000255	0,000278	0,000230	0,000234	0,000220	0,000273	0,000287	0,000256	0,000197	0,000215	0,000216	
12	0,000255	0,000250	0,000235	0,000235	0,000225	0,000273	0,000230	0,000264	0,000268	0,000208	0,000257	0,000265	0,000261	0,000259	
13	0,000244	0,000235	0,000235	0,000221	0,000269	0,000229	0,000213	0,000203	0,000256	0,000257	0,000194	0,000189	0,000206	0,000249	
14	0,000251	0,000234	0,000243	0,000238	0,000231	0,000249	0,000213	0,000199	0,000203	0,000267	0,000250	0,000231	0,000254	0,000181	
15	0,000255	0,000256	0,000255	0,000214	0,000251	0,000254	0,000210	0,000296	0,000198	0,000206	0,000264	0,000270	0,000192	0,000205	
16	0,000250	0,000234	0,000244	0,000277	0,000212	0,000259	0,000268	0,000197	0,000217	0,000265	0,000256	0,000211	0,000267	0,000264	
17	0,000251	0,000267	0,000252	0,000259	0,000205	0,000239	0,000248	0,000276	0,000274	0,000347	0,000201	0,000268	0,000254	0,000189	
18	0,000250	0,000257	0,000277	0,000271	0,000267	0,000274	0,000255	0,000253	0,000268	0,000251	0,000286	0,000197	0,000265	0,000255	
19	0,000256	0,000258	0,000209	0,000268	0,000258	0,000259	0,000254	0,000207	0,000250	0,000245	0,000251	0,000258	0,000184	0,000248	
20	0,000255	0,000229	0,000253	0,000251	0,000242	0,000250	0,000244	0,000285	0,000277	0,000243	0,000207	0,000265	0,000246	0,000269	
21	0,000253	0,000255	0,000286	0,000247	0,000251	0,000254	0,000331	0,000250	0,000244	0,000247	0,000211	0,000315	0,000241		
22	0,000224	0,000287	0,000259	0,000198	0,000251	0,000249	0,000239	0,000246	0,000244	0,000236	0,000201	0,000240	0,000285		
23	0,000256	0,000286	0,000255	0,000259	0,000240	0,000270	0,000260	0,000342	0,000269	0,000257	0,000250	0,000180			
24	0,000255	0,000207	0,000242	0,000254	0,000253	0,000242	0,000242	0,000280	0,000244	0,000250	0,000363	0,000303			
25	0,000256	0,000253	0,000245	0,000250	0,000250	0,000251	0,000265	0,000259	0,000253	0,000262	0,000249				
26	0,000250	0,000250	0,000255	0,000297	0,000185	0,000243	0,000240	0,000240	0,000271	0,000242	0,000236				
27	0,000237	0,000298	0,000256	0,000245	0,000263	0,000245	0,000217	0,000237	0,000252	0,000246					
28	0,000257	0,000299	0,000264	0,000230	0,000262	0,000242	0,000329	0,000256	0,000293	0,000280					
29	0,000257	0,000251	0,000252	0,000240	0,000252	0,000240	0,000278	0,000269	0,000224						
30	0,000214	0,000290	0,000247	0,000248	0,000250	0,000257	0,000269	0,000241	0,000237						
31	0,000277	0,000304	0,000243	0,000242	0,000241	0,000249	0,000303	0,000361	0,000226						
32	0,000255	0,000240	0,000352	0,000250	0,000183	0,000228	0,000189	0,000240							
N	33	0,000258	0,000267	0,000256	0,000247	0,000246	0,000224	0,000260	0,000277						
u	34	0,000250	0,000255	0,000238	0,000247	0,000266	0,000237	0,000249	0,000250						
m	35	0,000238	0,000248	0,000288	0,000312	0,000262	0,000291	0,000219							
e	36	0,000245	0,000251	0,000252	0,000238	0,000220	0,000255	0,000243							
r	37	0,000255	0,000249	0,000261	0,000272	0,000242	0,000223	0,000339							
o	38	0,000266	0,000240	0,000256	0,000254	0,000224	0,000228	0,000217							
39	0,000261	0,000254	0,000236	0,000217	0,000209	0,000329	0,000225								
d	40	0,000249	0,000253	0,000270	0,000265	0,000252	0,000226								
e	41	0,000251	0,000233	0,000320	0,000250	0,000317	0,000348								
42	0,000242	0,000252	0,000234	0,000221	0,000238	0,000211									
d	43	0,000250	0,000249	0,000246	0,000285	0,000233	0,000268								
f	44	0,000256	0,000232	0,000243	0,000251	0,000243	0,000287								
a	45	0,000259	0,000263	0,000234	0,000233	0,000249									
s	46	0,000254	0,000256	0,000253	0,000256	0,000227									
47	0,000233	0,000234	0,000220	0,000233	0,000226										
e	48	0,000249	0,000255	0,000231	0,000244	0,000228									
n	49	0,000254	0,000253	0,000347	0,000212	0,000209									
50	0,000264	0,000251	0,000225	0,000254	0,000232										
e	51	0,000262	0,000251	0,000219	0,000254	0,000218									
l	52	0,000252	0,000254	0,000231	0,000267										
53	0,000299	0,000266	0,000256	0,000246											
p	54	0,000251	0,000278	0,000240	0,000236										
a	55	0,000234	0,000254	0,000272	0,000238										
s	56	0,000260	0,000269	0,000248	0,000255										
a	57	0,000226	0,000249	0,000293	0,000205										
d	58	0,000205	0,000250	0,000232	0,000221										
o	59	0,000255	0,000235	0,000228	0,000227										
60	0,000257	0,000243	0,000220	0,000201											
q	61	0,000232	0,000264	0,000247	0,000215										
u	62	0,000254	0,000280	0,000233											
e	63	0,000257	0,000210	0,000241											
64	0,000322	0,000246	0,000226												
e	65	0,000260	0,000241	0,000249											
x	66	0,000237	0,000243	0,000235											
p	67	0,000228	0,000247	0,000187											
l	68	0,000269	0,000239	0,000213											
i	69	0,000250	0,000260	0,000261											
c	70	0,000260	0,000243	0,000231											
a	71	0,000252	0,000242	0,000280											
n	72	0,000260	0,000227	0,000186											
73	0,000253	0,000214	0,000233												
e	74	0,000247	0,000234	0,000221											
l	75	0,000240	0,000231	0,000218											
76	0,000266	0,000220													
c	77	0,000234	0,000242												
o	78	0,000261	0,000207												
m	79	0,000211	0,000242												
p	80	0,000220	0,000192												

H.4 Experimentos de enfoque Técnico (Tasa de aciertos)

Tabla G.4 Resultados experimentos de enfoque Técnico (Tasa de aciertos)

días	Número de neuronas en la capa Oculta														
	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	
1	52,011	53,083	47,989	55,630	56,434	49,196	53,217	54,558	53,351	55,496	56,032	56,300	55,228	58,713	
2	52,617	50,201	48,188	50,067	54,228	53,960	56,107	49,396	53,289	51,141	52,886	55,168	56,510	50,604	
3	51,344	53,898	47,043	50,806	52,688	51,747	54,973	50,806	53,898	48,790	49,462	55,376	52,151	57,930	
4	50,471	57,201	53,432	52,490	54,509	53,297	47,645	48,991	56,528	56,662	57,066	57,201	58,008	59,489	
5	52,426	50,809	54,987	56,199	50,943	55,526	50,809	55,391	59,569	55,256	52,965	49,057	60,243	55,391	
6	49,258	56,275	53,981	52,632	55,601	53,306	53,441	57,895	54,386	59,784	56,140	52,362	57,355	61,269	
7	52,703	55,405	55,946	57,162	59,324	57,568	51,486	59,054	53,784	59,865	57,162	60,135	64,054	60,811	
8	48,985	54,398	58,457	53,180	55,345	58,593	51,015	54,398	52,503	59,946	59,675	66,171	65,359	59,405	
9	48,780	58,943	52,981	49,864	59,485	57,588	50,136	59,485	61,247	54,878	60,027	55,827	61,382	63,550	
10	55,088	54,817	53,053	55,902	56,716	49,796	61,194	61,058	59,023	55,767	60,244	58,480	51,967	66,079	
11	54,212	56,658	56,658	50,679	57,337	59,918	61,141	62,364	57,201	50,272	56,114	65,217	63,995	62,636	
12	49,932	55,102	60,544	56,599	56,871	56,599	57,143	53,605	55,918	62,857	58,503	56,871	58,639	55,102	
13	50,817	56,948	58,311	60,899	50,272	61,172	62,534	63,624	53,134	55,313	62,534	68,256	62,398	61,580	
14	52,797	55,116	57,026	60,300	58,936	55,389	66,030	63,302	65,621	58,390	56,207	64,120	56,889	67,394	
15	53,825	53,689	54,098	64,754	52,459	50,000	64,344	50,820	65,984	67,350	53,279	55,738	66,803	66,940	
16	54,309	59,234	51,573	63,201	51,573	50,616	67,031	62,244	51,573	54,720	54,446	59,371	53,488	56,908	
17	53,973	51,781	51,918	50,274	63,014	56,164	54,932	54,795	56,712	48,493	66,027	56,986	57,397	64,932	
18	53,498	50,206	52,675	47,188	47,737	50,754	53,224	52,675	56,241	57,064	49,794	68,999	57,476	59,534	
19	48,626	51,511	63,049	55,357	49,725	58,104	55,082	62,500	55,220	58,379	59,066	55,082	67,857	55,495	
20	52,820	62,036	51,719	55,571	58,597	57,497	55,021	49,794	49,656	58,735	66,713	52,957	55,296	58,047	
21	53,719	52,342	52,755	54,545	54,683	55,923	48,898	57,163	58,264	57,300	62,121	53,719	61,157	0,000	
22	63,862	47,862	54,207	67,448	53,379	56,966	56,138	56,000	56,828	57,793	71,862	54,207	58,069	0,000	
23	54,282	52,624	48,481	50,691	59,254	56,215	58,011	49,724	59,254	54,696	55,663	70,028			
24	50,622	64,730	56,570	56,985	56,155	58,230	58,091	51,591	58,091	55,463	49,239	49,654			
25	53,047	54,986	60,526	54,986	51,939	52,632	53,463	54,848	53,601	55,679	59,418				
26	56,033	57,004	50,624	46,879	65,603	59,085	58,669	59,917	50,624	59,917	55,340				
27	58,056	52,778	50,417	55,694	53,611	55,417	58,889	61,250	56,944	59,028					
28	50,765	53,964	49,374	61,057	53,547	59,110	49,513	56,050	51,460	59,527					
29	47,493	56,546	52,925	57,242	55,710	60,167	53,203	55,153	59,192						
30	64,435	52,441	56,346	53,417	52,162	54,672	48,675	54,254	56,206						
31	52,514	52,654	58,380	55,866	57,542	51,536	53,771	55,168	62,430						
32	47,273	58,881	47,832	57,902	65,874	58,182	68,531	57,063							
N	52,941	52,381	49,160	56,022	55,322	62,605	53,641	50,420							
u	53,857	48,808	54,979	58,766	54,839	59,748	57,083	56,662							
m	58,006	55,618	49,719	53,230	54,494	49,719	64,888								
e	57,947	48,805	55,134	56,681	64,416	55,415	59,072								
r	52,535	56,338	53,239	57,887	53,803	60,282	50,282								
o	58,392	58,110	50,353	56,841	58,533	62,341	63,329								
39	49,435	52,966	55,932	61,017	63,559	54,802	58,333								
d	54,173	49,505	50,778	47,808	54,314	60,396									
e	53,541	56,799	46,884	54,108	47,592	52,833									
42	54,468	54,043	60,142	60,567	56,596	66,383									
43	51,705	55,398	54,972	49,858	58,381	49,574									
44	52,632	56,757	56,615	54,481	61,309	54,623									
a	52,564	47,151	57,692	59,259	52,137										
46	52,639	52,924	51,641	48,787	58,488										
47	56,286	53,857	59,429	62,857	57,571										
e	52,790	52,361	59,514	50,644	59,514										
49	52,436	52,149	50,860	62,034	64,470										
50	55,667	55,667	60,545	54,806	58,537										
e	48,132	50,718	61,782	53,592	64,799										
52	57,410	53,237	60,288	53,237											
53	52,882	53,458	47,118	50,144											
p	57,576	47,186	58,442	56,566											
55	56,647	49,566	46,821	61,416											
56	51,954	51,809	52,533	52,967											
a	60,870	51,594	52,899	66,812											
58	64,877	55,298	60,958	61,538											
59	48,692	57,994	60,901	62,500											
60	50,655	56,332	61,863	67,977											
q	58,892	54,227	54,373	63,265											
62	55,036	52,847	55,766												
e	46,199	65,936	57,018												
64	54,173	56,076	60,615												
65	51,466	55,718	55,718												
x	59,765	58,443	57,562												
p	61,471	52,941	67,500												
68	48,306	55,965	65,390												
i	53,835	56,195	51,475												
c	50,074	56,721	58,050												
71	54,586	56,953	49,704												
n	46,963	66,074	66,815												
73	55,490	64,985	60,682												
e	56,464	55,572	61,367												
l	54,315	60,417	64,881												
76	52,310	64,382													
c	60,597	55,075													
78	52,616	61,584													
o	61,677	55,988													
m	66,567	64,768													
p															

Anexo H

I.1 Código del proceso de validación

Este código, contiene el algoritmo que fue empleado para realizar el proceso de validación de las redes que fueron analizadas, se contemplaron las redes que obtuvieron más de 65% en el proceso de entrenamiento y estas fueron comparadas con el resultado presentado en el conjunto de validación tanto para el enfoque técnico como para el híbrido, es probable que algunos parámetros cambien para cada uno de los enfoques y que hayan cambiado durante la experimentación para definir las mejores estructuras.

```
% In this program the validation of the data is made
load net1;
load n;
n_inputs = n*19;
len = 777;
f = 100;% Number of prediction we want to make
Data = Data(:,len-f-n+1:len);
Real = Data(1,n+1:f+n)';

Forecast = zeros(f,1);
for j=1:f
    output = net1(reshape(Data(:,j:n-1+j),n_inputs,1));
    Data(1,n+j) = output;
    Forecast(j) = output;
end
figure(1)
hold on
plot(datenum(2018,6,21,4:n+3,4:n+3,4:n+3),T_S(1:n),'linewidth',2);
plot(datenum(2018,6,21,n+3:n+3+f,n+3:n+3+f,n+3:n+3+f),T_S(n:n+f),'linewidth',2);
plot(1:f,Real(1:100),'linewidth',2);
plot(1:f,Forecast(1:100),'linewidth',2);
legend('Real','Forecast')
Logic = 100*sum(Forecast > 0 & Real > 0 | Forecast < 0 & Real < 0 )/30
ylim([65,80]);
xlim([4,n+3]);
legend('Data Training','Forecasted')
datetick('x','HHPM')
```

Anexo I

J.1 Resultados de las predicciones Red Híbrida 367

Tabla I.1 Predicciones de la Red Híbrida 367 por fecha

Date	Real	Forecasted									
29/05/2015	-0,00493259	-----	24/09/2015	-0,031981048	-0,005065663	25/01/2016	0,00805153	0,004865349	25/05/2016	0,006422018	-0,002570554
01/06/2015	0,017514871	-----	25/09/2015	0,015601101	0,008090995	26/01/2016	0,011821086	0,004773557	26/05/2016	0,006684898	0,009413206
02/06/2015	0,009743423	-----	28/09/2015	-0,017168675	0,01090334	27/01/2016	-0,005999368	-0,003362268	27/05/2016	-0,009357078	-0,008558222
03/06/2015	0,013830814	-----	29/09/2015	0,004903463	0,009080983	28/01/2016	0,020330368	0,008087815	30/05/2016	-0,001523461	0,006061001
04/06/2015	0,013959391	-----	30/09/2015	0,005489478	0,008531386	29/01/2016	0,0498132	0,017191181	31/05/2016	-0,012511443	-0,007922203
05/06/2015	0,003441802	-----	01/10/2015	0,035486806	0,021103079	02/02/2016	-0,050415184	-0,030285316	01/06/2016	0,005562423	0,009024551
08/06/2015	0,002806361	-----	02/10/2015	0,000292912	0,011444899	03/02/2016	0,000312305	0,001485669	02/06/2016	-0,002765827	0,009522555
09/06/2015	-0,018967662	-----	05/10/2015	0,050073206	0,022617569	04/02/2016	0,009678426	-0,008903619	03/06/2016	0,004930663	0,002496602
10/06/2015	-0,011093502	-----	06/10/2015	-0,012827663	0,002464363	05/02/2016	-0,025046382	-0,016340597	06/06/2016	-0,009506286	-0,008945473
11/06/2015	-0,005769231	-----	07/10/2015	0,012711864	0,010856163	08/02/2016	-0,006977482	-0,006224665	07/06/2016	0	-0,005012071
12/06/2015	-0,002901354	-----	08/10/2015	0,018131102	0,017205702	09/02/2016	0,034493772	0,013582511	08/06/2016	-0,00247678	-0,005057698
15/06/2015	-0,022308438	-----	09/10/2015	-0,009315068	-0,007317536	10/02/2016	0,005866008	0,003190622	09/06/2016	-0,003724395	0,003820129
16/06/2015	0,015211164	-----	12/10/2015	0,000553097	0,01874399	11/02/2016	-0,011970534	-0,015172499	10/06/2016	-0,014018692	-0,006300974
17/06/2015	0,008469055	-----	13/10/2015	0,00525152	0,005360649	12/02/2016	-0,013358186	-0,004608306	13/06/2016	0,00600316	0,003351823
18/06/2015	0,000645995	-----	14/10/2015	-0,01017322	-0,009303923	15/02/2016	0,020780856	0,011353021	14/06/2016	-0,02701005	-0,023957853
19/06/2015	-0,008392511	-----	15/10/2015	-0,027222222	0,01199488	16/02/2016	-0,005243677	-0,031106432	15/06/2016	0,023886378	0,009162629
22/06/2015	0,016601563	-----	16/10/2015	-0,000856653	-0,002799513	17/02/2016	0,030077519	0,017036342	16/06/2016	-0,004728878	-0,008134097
23/06/2015	0,013448607	-----	19/10/2015	0,014861389	0,008854686	18/02/2016	-0,008729681	0,011019094	17/06/2016	-0,013303769	-0,001138268
24/06/2015	-0,013902054	-----	20/10/2015	0,013517319	0,004730248	19/02/2016	-0,018220468	-0,011894831	20/06/2016	0,007704655	0,007387826
25/06/2015	-0,002563281	-----	21/10/2015	-0,026118366	2,74E-05	22/02/2016	0,009897928	0,008328999	21/06/2016	0,003504301	-0,001253201
26/06/2015	0,001606168	-----	22/10/2015	-0,006562054	-0,005788307	23/02/2016	0,000918836	-0,002060385	22/06/2016	-0,013015873	-0,012130342
29/06/2015	-0,031109686	-----	23/10/2015	0,003446295	-0,001668039	24/02/2016	-0,004895961	-0,001554051	23/06/2016	0,026053393	-0,00638599
30/06/2015	-0,005958292	-----	26/10/2015	-0,010303377	0,019375936	25/02/2016	0,017527675	0,00186941	24/06/2016	-0,031034488	-0,004323565
01/07/2015	0,015651016	-----	27/10/2015	-0,002313476	-0,002283397	26/02/2016	-0,012692656	0,013125729	27/06/2016	-0,039145907	-0,015605117
02/07/2015	-0,000983607	-----	28/10/2015	-0,016231884	0,008024833	29/02/2016	0,004897459	0,000828797	28/06/2016	-0,01986532	0,003247607
03/07/2015	-0,005251067	-----	29/10/2015	0,003830289	0,010951472	01/03/2016	-0,002132196	-0,001769019	29/06/2016	0,013205678	0,008192677
06/07/2015	-0,008248103	-----	30/10/2015	0,009979454	0,006276224	02/03/2016	0,001526252	-0,002697334	30/06/2016	0,025741284	0,014882831
07/07/2015	0,010978044	-----	03/11/2015	0,030514385	0,012577941	03/03/2016	-0,001828711	-0,004406107	01/07/2016	-0,011435832	-0,005910237
08/07/2015	-0,009542613	-----	04/11/2015	-0,014382403	-0,012373629	04/03/2016	-0,011603053	-0,00741036	04/07/2016	-0,012210797	-0,00846488
09/07/2015	0,027906977	-----	05/11/2015	-0,005722461	0,00205119	07/03/2016	0,011430337	-0,00326531	05/07/2016	-0,017566688	0,004637934
10/07/2015	0,038784745	-----	06/11/2015	-0,011510791	0,008570412	08/03/2016	-0,009163103	-0,005226638	06/07/2016	-0,011589404	-0,003075767
13/07/2015	-0,00746733	-----	09/11/2015	-0,001164483	-0,004921565	09/03/2016	-0,00431566	-0,010150801	07/07/2016	0,005360134	0,004156585
14/07/2015	-0,006896552	-----	10/11/2015	-0,005537744	0,003690387	10/03/2016	0,005572755	0,000518457	08/07/2016	0,009663446	0,002044209
15/07/2015	-0,002840909	-----	11/11/2015	-0,012016413	-0,001518693	11/03/2016	-0,002770936	-0,002231007	11/07/2016	0,004950495	0,003151954
16/07/2015	0,008230453	-----	12/11/2015	0,006526253	0,003513436	14/03/2016	0,003704847	-0,004754929	12/07/2016	0,02955665	0,014967137
17/07/2015	0,00722135	-----	13/11/2015	-0,004715591	0,002492878	15/03/2016	0,002460781	-0,004140685	13/07/2016	0,00414673	0,008886103
20/07/2015	0,000623441	-----	17/11/2015	0,008587504	0,008571662	16/03/2016	0,026695305	0,015155794	14/07/2016	0,008894536	0,005629659
21/07/2015	0,019314642	-----	18/11/2015	0,013505578	0,006463213	17/03/2016	0,015839809	0,008520923	15/07/2016	0,004093199	0,0028922
22/07/2015	0,034535452	-----	19/11/2015	0,006373117	0,009232465	18/03/2016	-0,005001471	-0,002103459	18/07/2016	0,005086233	0,005966877
23/07/2015	-0,016248154	-----	20/11/2015	0,008059873	-0,001418635	22/03/2016	-0,000591366	-0,008813034	19/07/2016	-0,009745363	0,000174334
24/07/2015	-0,017417417	-----	23/11/2015	-0,007424329	0,005372239	23/03/2016	0,020710059	0,014600184	20/07/2016	0,009206349	-0,001462264
27/07/2015	-0,018643032	-----	24/11/2015	-0,002013809	0,007367131	28/03/2016	0,003768116	0,000907085	21/07/2016	-0,01163888	-7,43E-05
28/07/2015	0,002491436	-----	25/11/2015	-0,018737388	-0,016984619	29/03/2016	-0,000866301	0,003928973	22/07/2016	-0,000954806	0,007874257
29/07/2015	-0,005281143	-----	26/11/2015	0,005287897	0,005941091	30/03/2016	0,007225434	0,005739161	25/07/2016	-0,015610067	0,004181052
30/07/2015	0,002498438	-----	27/11/2015	0,006721216	0,001541801	31/03/2016	-0,004591105	4,27E-05	26/07/2016	-0,008090615	-0,008219032
31/07/2015	-0,002492212	-----	30/11/2015	-0,02670537	0,021175852	01/04/2016	-0,032574429	-0,012313755	27/07/2016	-0,000326264	-0,004684421
03/08/2015	0,005621487	-----	01/12/2015	0,035192365	0,01171679	04/04/2016	-0,017580453	-0,011807312	28/07/2016	0,00424282	0,002313473
04/08/2015	0,028571429	-----	02/12/2015	-0,016133679	-0,009378412	05/04/2016	-0,012738854	-0,010704897	29/07/2016	-0,002599935	-0,001042607
05/08/2015	0,012379227	-----	03/12/2015	-0,006149341	-0,004874956	06/04/2016	-0,022119816	-0,016508875	01/08/2016	-0,010752688	0,000403434
06/08/2015	0,002684163	-----	04/12/2015	0,013847967	0,000226282	07/04/2016	0,007225888	0,004069744	02/08/2016	-0,005270092	-0,006312861
07/08/2015	0,00594884	-----	07/12/2015	-0,018889858	-0,006172798	08/04/2016	0,011852776	0,003564432	03/08/2016	0,012582781	0,00784646
10/08/2015	-0,003252513	-----	08/12/2015	-0,000296209	0,005221395	11/04/2016	-0,017262639	-0,007706966	04/08/2016	0,011118378	0,006476259
11/08/2015	-0,023138535	-----	09/12/2015	-0,00562963	0,003422425	12/04/2016	0,005018821	0,004637203	05/08/2016	0,014536887	0,011835888
12/08/2015	0,013665351	-----	10/12/2015	0,023241955	0,005995627	13/04/2016	-0,00062422	-0,001701053	08/08/2016	0,001912655	-0,002099928
13/08/2015	-0,007789095	-----	11/12/2015	-0,004659289	0,000902411	14/04/2016	0,013741412	0,005113636	09/08/2016	0,011772192	0,00917216
14/08/2015	-0,008454106	-----	14/12/2015	-0,008191925	-0,01162425	15/04/2016	0,000308071	-0,005853755	10/08/2016	-0,006918239	-0,004353659
17/08/2015	-0,00274056	-----	15/12/2015	0,031268437	0,014430141	18/04/2016	-0,004003696	-0,006942953	11/08/2016	0,000316656	0,001685316
18/08/2015	0,00610687	-----	16/12/2015	0,000858124	-0,027949599	19/04/2016	0,019789734	-0,013858933	12/08/2016	-0,006014562	-0,005087894
19/08/2015	-0,007283763	0,001157661	17/12/2015	0,000571592	-0,005287158	20/04/2016	0	0,001831241	15/08/2016	0,006369427	0,00291952
20/08/2015	-0,001834301	0,000863617	18/12/2015	-0,023993145	-0,023626337	21/04/2016	-0,030624621	-0,021269419	16/08/2016	-0,012974684	0,016131617
21/08/2015	-0,018683002	-0,0152984	21/12/2015	-0,006145742	-0,005190777	22/04/2016	-0,001563966	0,00401779	17/08/2016	-0,006412312	-0,003391091
24/08/2015	-0,027153558	-0,020621777	22/12/2015	0,00795053	0,005356578	25/04/2016	0,003446115	0,015922535	18/08/2016	0,019038399	0,006306581
25/08/2015	0,003208213	0,003495656	23/12/2015	0,01051709	-0,000550752	26/04/2016	0,017483609	-0,001936379	19/08/2016	-0,01424925	-0,01196398
26/08/2015	0,022385673	0,002492256	24/12/2015	-0,00318011	-0,003929829	27/04/2016	0,008898435	0,005460664	22/08/2016	0,002569868	-0,014525877
27/08/2015	0,028151392	0,006754965	28/12/2015	0,005800464	-0,01094211	28/04/2016	-0,003345499	-0,000918782	23/08/2016	-0,010509276	-0,009355666
28/08/2015	-0,002738059	0,014812564	29/12/2015	-0,005767013	0,010994053	29/04/2016	-0,013121758	-0,008479275	24/08/2016	-0,005204945	-0,001351743
31/0											

20/09/2016	-0,001725923	-0,00096212	19/01/2017	0,013105639	0,006541535	24/05/2017	0,014858841	0,002848689	19/09/2017	0,002814636	-0,006789129
21/09/2016	0,013821259	0,004525755	20/01/2017	-0,000392003	0,000255241	25/05/2017	-0,010980966	0,001231892	20/09/2017	-0,011627907	-0,006432087
22/09/2016	0,012960437	0,008211638	23/01/2017	0,029803922	0,019592791	26/05/2017	0,002590674	0,000521272	21/09/2017	-0,005679513	-0,007647533
23/09/2016	0,001683502	-0,007518525	24/01/2017	0,025133283	0,012586329	29/05/2017	-0,003322259	-0,006118192	22/09/2017	-0,006527948	-0,011729119
26/09/2016	0,007394958	0,00094852	25/01/2017	0,01820208	-0,013287975	30/05/2017	0,008518519	-0,007821576	25/09/2017	0,016837792	-0,014490425
27/09/2016	0,007340674	0,008769222	26/01/2017	-0,011309741	-0,008577717	31/05/2017	-0,011384502	-0,014626397	26/09/2017	-0,002506266	-0,004600306
28/09/2016	0,00298112	-0,007198906	27/01/2017	0,00701107	0,00773391	01/06/2017	-0,003343239	0,006098737	27/09/2017	-0,020519263	-0,018848222
29/09/2016	0,001321004	0,003250066	30/01/2017	0,004030781	-0,017761084	02/06/2017	0,014535967	0,004331091	28/09/2017	-0,025651988	-0,020166025
30/09/2016	-0,001978892	0,001686952	31/01/2017	-0,012408759	-0,011607506	05/06/2017	-0,0047759	-0,006305388	29/09/2017	0,008775779	-0,008704536
03/10/2016	0,007931262	0,001875704	01/02/2017	-0,000369549	-0,005939093	06/06/2017	-0,016980436	-0,008811718	02/10/2017	0,012179208	-0,002909281
04/10/2016	-0,002622951	0,00154311	02/02/2017	-0,004066543	-0,001284247	07/06/2017	0,011641006	-0,015358735	03/10/2017	-0,017189514	-0,005807938
05/10/2016	0,001643655	0,000832978	03/02/2017	0,004825538	-0,003618021	08/06/2017	0,010764662	-0,002304022	04/10/2017	-0,015303892	-0,009867962
06/10/2016	0,005251067	0,009122641	07/02/2017	-0,0350942	-0,024289916	09/06/2017	-0,004774146	-0,007593524	05/10/2017	-0,028419183	0,001913223
07/10/2016	-0,015017956	-0,010247017	08/02/2017	0,015696784	0,010957521	12/06/2017	0,004797048	-0,00284321	06/10/2017	0,005027422	-0,002597723
10/10/2016	0,027842227	0,008993589	09/02/2017	0,001884659	0,007688208	13/06/2017	-0,005141388	-0,015447411	09/10/2017	-0,022282856	-0,014980966
11/10/2016	0,003547243	-0,001342588	10/02/2017	0,000752445	-0,009056453	14/06/2017	0,00147656	-0,025747248	10/10/2017	-0,014883721	-0,005438284
12/10/2016	0,001606684	0,005863948	13/02/2017	0,007142857	0,011858544	15/06/2017	0,009214891	0,002781736	11/10/2017	-0,001885774	-0,002640668
13/10/2016	-0,001924928	-0,00229832	14/02/2017	-0,006718925	-0,00924929	16/06/2017	-0,031775018	0,006594151	12/10/2017	-0,045411542	-0,020626785
14/10/2016	-0,006428801	0,010319662	15/02/2017	-0,045847426	-0,03463698	19/06/2017	-0,01961524	-0,006571176	13/10/2017	-0,016352825	-0,008370948
17/10/2016	-0,00032352	-0,011737996	16/02/2017	0,005907838	0,00141917	20/06/2017	-0,011158138	0,009391037	16/10/2017	-0,023677282	-0,003655718
18/10/2016	-0,024271845	-0,01552799	17/02/2017	-0,015270164	-0,015109215	21/06/2017	-0,019844358	-0,010929366	17/10/2017	0,032505774	0,0121335
19/10/2016	-0,013266998	-0,005533315	20/02/2017	0,000795229	-0,009551401	22/06/2017	0,005160778	-0,007816651	18/10/2017	0,028485757	0,015095068
20/10/2016	-0,007731092	0,000960615	21/02/2017	0,021454112	0,003094408	23/06/2017	0,019352291	0,003634787	19/10/2017	-0,002429543	-0,006893409
21/10/2016	-0,010162602	-0,006128139	22/02/2017	0,011279658	0,009930984	26/06/2017	-0,006974041	-0,015659738	20/10/2017	-0,018509498	-0,016500514
24/10/2016	-0,000684463	-0,004786124	23/02/2017	-0,008076923	-0,001472876	27/06/2017	0,000390168	-0,005487398	23/10/2017	-0,001985112	-0,01167233
25/10/2016	-0,01609589	-0,017741249	24/02/2017	0,009305933	-0,028208194	28/06/2017	-0,006630265	-0,006649219	24/10/2017	0,032819493	-0,0056560978
26/10/2016	-0,002088409	-0,004027723	27/02/2017	-0,011140991	0,006349207	29/06/2017	0	-0,003261092	25/10/2017	-0,016369796	-0,013617946
27/10/2016	0,007673526	0,004399923	28/02/2017	-0,001942502	-0,004204821	30/06/2017	0,013741657	-0,014393207	26/10/2017	-0,020068527	-0,013978912
28/10/2016	-0,002422984	-0,002214661	01/03/2017	0,012456209	-0,001938333	03/07/2017	-0,000387297	-0,004145163	27/10/2017	0,012487512	-0,011719974
31/10/2016	-0,0055517	0,003789118	02/03/2017	0,002691273	0,005087512	04/07/2017	0,002712127	-0,002432437	30/10/2017	-0,010853478	-0,008112435
01/11/2016	-0,015701326	-0,000273168	03/03/2017	0,01303681	0,007174369	05/07/2017	-0,005023184	-0,0019489	31/10/2017	-0,000997506	-0,004977748
03/11/2016	-0,010280043	-0,007780695	06/03/2017	-0,012869039	-0,009177689	06/07/2017	0,005825243	0,002573705	01/11/2017	-0,005491762	0,003033554
04/11/2016	-0,002148997	0,002520536	07/03/2017	0,007285276	-0,003605703	07/07/2017	-0,001544402	-0,004049122	03/11/2017	0,005020080	0,005159405
07/11/2016	0,028715004	0,011113929	08/03/2017	0,011800533	-0,001240754	10/07/2017	-0,013921114	-0,009261759	06/11/2017	0,001498501	-0,006680287
08/11/2016	-0,00209351	-0,003594313	09/03/2017	-0,004890895	-0,002039362	11/07/2017	-0,005490196	-0,003690833	07/11/2017	-0,000997506	-0,002996403
09/11/2016	-0,054895105	0,000898773	10/03/2017	0,010964083	0,002255326	12/07/2017	0,046135647	0,017507528	08/11/2017	-0,000499251	-0,008695226
10/11/2016	-0,088420274	-0,009557288	13/03/2017	-0,008601346	0,000636579	13/07/2017	0,019600452	-0,011730293	09/11/2017	0,001498501	-0,000119233
11/11/2016	0,004464286	0,004460073	14/03/2017	-0,000377216	-0,015996021	14/07/2017	-0,004436229	-0,016860269	10/11/2017	-0,012468828	0,005020344
14/11/2016	0,014545455	0,007320099	15/03/2017	0,000377358	-0,009088859	17/07/2017	0,014853323	0,013931385	13/11/2017	-0,011644431	-0,011644431
15/11/2016	-0,012743927	-0,008435185	16/03/2017	0,021878536	-0,011045616	18/07/2017	-0,004756678	-0,004190171	14/11/2017	0,042094456	0,018057848
16/11/2016	-0,01060912	0,008729699	17/03/2017	0,011443337	0,000661955	19/07/2017	-0,011764706	-0,015234761	15/11/2017	-0,01773399	0,014606298
17/11/2016	-0,010407993	0,007215522	21/03/2017	-0,010948905	-0,007918331	20/07/2017	-0,007068452	-0,004125041	16/11/2017	0,020561685	0,003174644
18/11/2016	0,00365587	0,001283232	22/03/2017	0	-0,011888642	21/07/2017	0,012364181	-0,010048461	17/11/2017	0,014742015	0,001265177
22/11/2016	0,006708595	0,005566967	23/03/2017	0,005535055	-0,000393758	24/07/2017	0,005921254	0,003522978	21/11/2017	-0,001653753	0,002655182
23/11/2016	0,045397751	0,02658132	24/03/2017	0,031559633	0,006545001	25/07/2017	1,00E-07	-0,007300392	22/11/2017	0,033540968	0,01803387
24/11/2016	0,018326693	0,01486101	27/03/2017	0,005336179	0,006418354	26/07/2017	-0,003679176	-0,002284485	23/11/2017	-0,012517385	0,022253017
25/11/2016	0,000782473	0,006837509	28/03/2017	0,001769285	0,000340192	27/07/2017	-0,044313146	-0,021266257	24/11/2017	-0,01314554	0,001060691
28/11/2016	0,017200938	0,008759195	29/03/2017	-0,022960085	-0,014630055	28/07/2017	-0,023570325	-0,008354483	27/11/2017	-0,025214082	-0,017379735
29/11/2016	0,011913912	0,004724883	30/03/2017	-0,001807664	-0,004306737	31/07/2017	-0,023347843	-0,01622216	28/11/2017	-0,000683260	-0,004816663
30/11/2016	0,032282567	-0,015011009	31/03/2017	-0,00760594	0,003479417	01/08/2017	0,006077796	-0,011660608	29/11/2017	0,003439803	-0,006569626
01/12/2016	-0,027961737	-0,026623282	03/04/2017	-0,002919708	0,010605606	02/08/2017	-0,018928715	-0,014232554	30/11/2017	0,017140059	-0,007075117
02/12/2016	-0,006434519	0,020472512	04/04/2017	0,012079063	0,00353797	03/08/2017	-0,000410509	0,003721976	01/12/2017	0,00529671	-0,004726908
05/12/2016	0,013333333	0,002557638	05/04/2017	0	-0,001442936	04/08/2017	0,013552362	0,00886552	04/12/2017	-0,01724139	-0,0108125139
06/12/2016	0,015789474	-0,005084648	06/04/2017	-0,005424955	0,000487803	07/08/2017	-0,002025932	-0,004473054	05/12/2017	-0,002436647	0,005543377
07/12/2016	0,005551443	0,008695194	07/04/2017	-0,022909091	-0,013104807	08/08/2017	-0,012180268	-0,00940344	06/12/2017	-0,011235955	-0,019963319
08/12/2016	0,024659551	0,006282926	10/04/2017	-0,001860811	-0,011619126	09/08/2017	-0,013974517	-0,019720462	07/12/2017	0,002470356	-0,005105392
09/12/2016	0,008979885	0,009526564	11/04/2017	-0,018642804	-0,008061169	10/08/2017	-0,015423093	-0,013152221	08/12/2017	0,02316412	0,000873303
13/12/2016	0,021359915	0,005276781	12/04/2017	-0,0193769	-0,025396734	11/08/2017	-0,015241321	-0,009927841	11/12/2017	-0,017822736	-0,012905595
14/12/2016	-0,032066922	-0,020009684	17/04/2017	-0,014335529	-0,020779857	14/08/2017	0,017626827	0,009478235	13/12/2017	0,023540951	0,009198801
15/12/2016	-0,001080302	-0,005833082	18/04/2017	-0,019654088	-0,02885337	15/08/2017	0,005916626	-0,001898216	14/12/2017	0,039290848	-0,003463953
16/12/2016	-0,030641673	-0,021639209	19/04/2017	0,012830794	-0,011267621	16/08/2017	0,029819404	0,010631787	15/12/2017	-0,003227294	-0,014074469
19/12/2016	-0,021569357	-0,020801871	20/04/2017	-0,005938242	-0,004400947	17/08/2017	0,014681892	0,01179466	18/12/2017	0,018963922	-0,00230818
20/12/2016	-0,015834248	-0,018966595	21/04/2017	-0,00517722	-0,002772413	18/08/2017	0,002813505	-0,006478645	19/12/2017	0,009532456	-0,00387028
21/12/2016	0,004247104	-0,016225194	24/04/2017	0,005604484	-0,001659269	21/08/2017	-0,019238477	-0,019967135	20/12/2017	-0,009892086	-0,008440305
22/12/2016	0,011918493	0,00544154	25/04/2017	0,003582803							

22/01/2018	-0,009243697	-0,00082669	02/03/2018	-0,031111111	0,006865275	16/04/2018	-0,007227891	-0,002371099	25/05/2018	0,000468604	0,015526591
23/01/2018	0,011026293	0,006186973	05/03/2018	0,025688073	0,015439614	17/04/2018	-0,001713062	-0,006275398	28/05/2018	0,007494145	0,015959621
24/01/2018	-0,003775168	-0,002343724	06/03/2018	-0,007602862	-0,024199462	18/04/2018	-0,009090909	0,010019637	29/05/2018	-0,023245002	0,000737452
25/01/2018	0,013473684	0,011101807	07/03/2018	-0,018641811	-0,015927812	19/04/2018	0,013852814	0,000938738	30/05/2018	0,001427891	0,013396346
26/01/2018	0,010801828	-0,019399321	08/03/2018	0,008141113	-0,000383285	20/04/2018	0,005123826	0,005496866	31/05/2018	-0,02661597	-0,00664688
29/01/2018	-0,034936293	0,009560481	09/03/2018	0,021085689	0,012753398	23/04/2018	0,021240442	0,016575918	01/06/2018	-0,008300781	0,004835235
30/01/2018	-0,015332198	0,008412933	12/03/2018	0,014938409	0,003321233	24/04/2018	-0,027870216	-0,016888901	04/06/2018	-0,00098437	0,015689608
31/01/2018	0,010380623	-0,011587296	13/03/2018	0,030303003	0,016611847	25/04/2018	-0,000427899	0,00973658	05/06/2018	0,009364219	0,002020254
01/02/2018	0,015839041	1,70E-05	14/03/2018	-0,038655462	0,016402308	26/04/2018	-0,00385274	-0,009015591	06/06/2018	-0,005371094	0,024112603
02/02/2018	-0,024020228	-0,01195295	15/03/2018	-0,011800699	-4,78E-05	27/04/2018	0,022346369	0,009008879	07/06/2018	0,015709377	0,016933777
06/02/2018	-0,025043178	-0,003262651	16/03/2018	0,033613445	0,018103543	30/04/2018	0,009247583	-0,003545411	08/06/2018	0,005799903	0,001281871
07/02/2018	-0,002214349	-0,016339982	20/03/2018	-0,007702182	-0,003703939	02/05/2018	-0,020824656	-0,018098747	11/06/2018	0,015857761	0,012394463
08/02/2018	-0,020327	-0,01541332	21/03/2018	0,042259595	0,024211785	03/05/2018	-0,011484475	-0,033798204	12/06/2018	0,027909177	-0,012574394
09/02/2018	0,027514659	0,013283299	22/03/2018	-0,007033513	0,008862732	04/05/2018	-0,016781411	-0,020073179	13/06/2018	0,007823286	0,016114635
12/02/2018	-0,020193152	-0,009930523	23/03/2018	-0,022083333	-0,020340319	07/05/2018	-0,021881838	-0,008693249	14/06/2018	0,005022831	0,012771171
13/02/2018	0,018817204	-0,00908901	26/03/2018	-0,009373669	-0,008077443	08/05/2018	-0,005816555	-0,011316756	15/06/2018	0,009995457	0,007012893
14/02/2018	-0,011433597	-0,007704528	27/03/2018	0,00668172	0,011022546	09/05/2018	-0,02340234	-0,019829032	18/06/2018	0,004948268	0,004948615
15/02/2018	0,042259786	0,020601657	28/03/2018	-0,005126015	-0,004672774	10/05/2018	0,00875576	0,01114131	19/06/2018	-0,004028648	0,003472158
16/02/2018	-0,018352539	-0,011818781	02/04/2018	-0,025332761	-0,011008951	11/05/2018	0,014618547	-0,000869415	20/06/2018	0,018426966	0,011028651
19/02/2018	0,002173913	0,001440329	03/04/2018	0,046696035	0,019230709	14/05/2018	-0,000450248	-0,006651	21/06/2018	-0,027802295	-0,001455776
20/02/2018	-0,019956616	-0,011959889	04/04/2018	-0,000420875	-0,021603535	15/05/2018	-0,001801802	-0,006897778	22/06/2018	0,009078529	0,002807507
21/02/2018	-0,00354139	-0,017889478	05/04/2018	0,007578947	0,0191712024	16/05/2018	-0,009025271	-0,000548107	25/06/2018	0,007647323	0,012728945
22/02/2018	0,015104398	0,000737404	06/04/2018	-0,015461763	-0,009286078	17/05/2018	-0,020491803	-0,015207313	26/06/2018	-0,013839286	-0,004259406
23/02/2018	-0,01356674	-0,014135909	09/04/2018	-0,001697793	0,000569329	18/05/2018	0,0018596	0,008176208	27/06/2018	0,012675419	0,010796256
26/02/2018	-0,022626442	-0,015616229	10/04/2018	-0,014030612	0,001943024	21/05/2018	-0,013457077	0,010431942	28/06/2018	0,015198927	0,009423767
27/02/2018	0,009986382	0,003104094	11/04/2018	-0,017610063	-0,016706989	22/05/2018	0,020696143	-0,014061885			
28/02/2018	0,006292135	0,005272565	12/04/2018	0,004268032	0,003198378	23/05/2018	-0,014746544	-0,0112416			
01/03/2018	0,004912908	0,002116289	13/04/2018	-0,000424989	-0,000715147	24/05/2018	-0,001870967	-0,011093818			

J.2 Resultados de las predicciones Red Técnica 331

Tabla I.2 Predicciones de la Red Técnica 331 por fecha

Date	Real	Forecasted									
29/05/2015	-0,00493259	-----	11/08/2015	-0,023138535	0,00294156	23/10/2015	0,003446295	-0,003321905	11/01/2016	0,017851347	0,006386785
01/06/2015	0,017514871	-----	12/08/2015	0,013665351	-0,00474335	26/10/2015	-0,010303377	-0,004780229	12/01/2016	-0,00127551	0,001705871
02/06/2015	0,009743423	-----	13/08/2015	-0,007789095	0,002939213	27/10/2015	-0,002313476	-0,002363139	13/01/2016	-0,013729246	-0,002358893
03/06/2015	0,013830814	-----	14/08/2015	-0,008454106	0,003991084	28/10/2015	-0,016231884	-0,003647607	14/01/2016	-0,009711881	0,000208389
04/06/2015	0,013959391	-----	17/08/2015	-0,00274056	0,001923044	29/10/2015	0,003830289	-0,000601737	15/01/2016	-0,003595946	0,006350854
05/06/2015	0,003441802	-----	18/08/2015	0,00610687	-0,002633221	30/10/2015	0,009979454	0,011259782	18/01/2016	-0,005249344	-0,001951
08/06/2015	0,002806361	-----	19/08/2015	-0,007283763	0,001920405	03/11/2015	0,030514385	0,001592455	19/01/2016	0,019129288	0,001279598
09/06/2015	-0,018967662	-----	20/08/2015	-0,001834301	-0,00205157	11/11/2015	-0,014382403	-0,002413681	20/01/2016	0,009061489	-0,005831135
10/06/2015	-0,011093502	-----	21/08/2015	-0,018683002	-0,002669118	15/11/2015	-0,005722461	0,010228364	21/01/2016	-0,019243103	0,011499949
11/06/2015	-0,005769231	-----	24/08/2015	-0,027153558	0,00140824	06/12/2015	-0,011510791	-0,002286452	22/01/2016	0,015369525	0,010055738
12/06/2015	-0,002901354	-----	25/08/2015	0,003208213	0,003481323	09/11/2015	-0,001164483	-0,000334904	25/01/2016	0,00805153	0,006428586
15/06/2015	-0,022308438	-----	26/08/2015	0,022385673	0,006434002	10/11/2015	-0,005537744	-0,0026855	26/01/2016	0,011821086	-0,001272624
16/06/2015	0,01521164	-----	27/08/2015	0,028151392	0,000972099	11/11/2015	-0,012016413	0,000981391	27/01/2016	-0,005993968	-0,006148734
17/06/2015	0,008469055	-----	28/08/2015	-0,002738059	-0,002093232	12/11/2015	0,006526253	0,001796283	28/01/2016	0,020330368	0,022832612
18/06/2015	0,000645995	-0,005932204	31/08/2015	0,018608908	-0,002746505	13/11/2015	-0,004715591	0,002335803	29/01/2016	0,0498132	0,004904693
19/06/2015	-0,008395211	0,004319651	01/09/2015	-0,009583708	-0,004363617	17/11/2015	0,008587504	-0,004046302	02/02/2016	-0,050415184	-0,000260396
22/06/2015	0,016601563	-0,00337375	02/09/2015	-0,0054443	0,000650271	18/11/2015	0,013505578	0,008676109	03/02/2016	0,005123005	0,006306315
23/06/2015	0,013448607	-0,005811687	03/09/2015	0,015506233	-0,004068886	19/11/2015	0,006373117	0,002133032	04/02/2016	0,009678426	0,001676027
24/06/2015	-0,013902054	-0,002077552	04/09/2015	-0,011077844	0,005493648	20/11/2015	0,008059873	-0,004593942	05/02/2016	-0,025046382	-0,005914795
25/06/2015	-0,002563281	0,003080645	07/09/2015	-0,003330306	0,031234265	23/11/2015	-0,007424329	-0,002564975	08/02/2016	-0,006977482	0,003019975
26/06/2015	0,001606168	-0,00257288	08/09/2015	-0,009720535	-0,004178606	24/11/2015	-0,002013809	-5,00E-05	09/02/2016	0,034493772	-0,000463152
29/06/2015	-0,031109686	-0,002264173	09/09/2015	-0,006441718	0,004051724	25/11/2015	-0,018737388	0,001613355	10/02/2016	0,005866008	-0,000746635
30/06/2015	-0,005958292	-0,00133589	10/09/2015	0,006174745	-0,00168431	26/11/2015	0,005287897	-0,002168788	11/02/2016	-0,011970534	-0,005728172
01/07/2015	0,015651016	0,009423222	11/09/2015	0,014728444	-0,003791159	27/11/2015	0,006721216	-0,001613661	12/02/2016	0,013358186	0,002275794
02/07/2015	-0,000983607	-0,005446471	14/09/2015	-0,005745389	-0,000959203	30/11/2015	-0,02670537	0,012177254	15/02/2016	-0,020780856	-0,001965452
03/07/2015	-0,005251067	0,000553668	15/09/2015	0,014902676	0,01337378	01/12/2015	0,035192365	0,003311107	16/02/2016	-0,005243677	0,002859901
06/07/2015	-0,008248103	-0,003044724	17/09/2015	0,033563081	-0,004445142	02/12/2015	-0,016133679	-0,003312939	17/02/2016	0,030077519	0,002103434
07/07/2015	0,010978044	-8,65E-05	18/09/2015	-0,004059148	0,000901067	03/12/2015	-0,006149341	-0,009262142	18/02/2016	-0,008729681	-0,005972018
08/07/2015	-0,009542613	0,001479613	21/09/2015	0,008151383	0,003658951	04/12/2015	0,013847967	0,001732551	19/02/2016	-0,018202468	0,002700914
09/07/2015	0,027906977	0,005338526	22/09/2015	-0,012994513	-0,002654598	07/12/2015	-0,018889858	-0,000785235	22/02/2016	0,009897928	0,002166441
10/07/2015	0,038784745	-0,000284661	23/09/2015	-0,011995319	-0,00307338	08/12/2015	-0,000296209	0,000725663	23/02/2016	0,000918836	-0,000350895
13/07/2015	-0,00746733	0,004986806	24/09/2015	-0,031981048	0,006092194	09/12/2015	-0,00562963	0,00424657	24/02/2016	-0,004895961	-0,006235801
14/07/2015	-0,006896552	-0,003349931	25/09/2015	0,015601101	0,014442103	10/12/2015	0,023241955	0,000397073	25/02/2016	0,017527675	-0,003259538
15/07/2015	-0,002840909	0,008982118	28/09/2015	-0,017168675	0,007988711	11/12/2015	-0,004659289	-0,006987587	26/02/2016	-0,012692656	-0,000748073
16/07/2015	0,008230453	0,012071525	29/09/2015	0,004903463	0,002147221	14/12/2015	-0,008191925	0,023008902	29/02/2016	0,004897459	-0,000378275
17/07/2015	0,00722135	4,64E-06	30/09/2015	0,005489478	0,00142968	15/12/2015	0,031268437	0,005584441	01/03/2016	-0,002132196	-0,000869132
20/07/2015	0,000623441	0,001382411	01/10/2015	0,03548							

29/03/2016	-0,000866301	-0,000700691	25/07/2016	-0,015610067	-0,004710056	23/11/2016	0,045397751	0,010696943	24/03/2017	0,031559633	-0,002224304
30/03/2016	0,007225434	-0,007498328	26/07/2016	-0,008090615	0,000986855	24/11/2016	0,018326693	0,004188451	27/03/2017	0,005336179	-0,004300532
31/03/2016	-0,004591105	-0,007934909	27/07/2016	-0,000326264	-0,001563322	25/11/2016	0,000782473	0,009523484	28/03/2017	-0,001769285	-0,00311441
01/04/2016	-0,032574229	0,008411579	28/07/2016	0,00424282	-0,002724655	28/11/2016	0,017200938	-0,002706742	29/03/2017	-0,022960085	-0,002175408
04/04/2016	-0,017580453	0,00414753	29/07/2016	-0,002599935	0,000714852	29/11/2016	0,011913912	0,019479786	30/03/2017	-0,001807664	-0,000816905
05/04/2016	-0,012738854	-0,00274162	01/08/2016	-0,010752688	-0,001761614	30/11/2016	0,032282567	-0,009550384	31/03/2017	-0,00760594	-0,005655807
04/04/2016	-0,022119816	0,002864083	02/08/2016	-0,005270092	0,000564618	01/12/2016	-0,027961377	0,002922614	03/04/2017	-0,002919708	0,010640241
07/04/2016	0,007225888	0,017608579	03/08/2016	-0,012582781	0,000816433	02/12/2016	-0,006434519	0,00758295	04/04/2017	0,012079063	0,001855343
08/04/2016	0,011852776	0,007267846	04/08/2016	0,011118378	0,001346184	05/12/2016	0,013333333	-0,003118201	05/04/2017	0	-0,000856284
11/04/2016	-0,01726639	0,00130385	05/08/2016	0,014553687	-0,001041731	06/12/2016	0,015789474	-0,004296455	06/04/2017	-0,005424955	-0,001036883
12/04/2016	0,005018821	-0,005676866	08/08/2016	0,001912655	-0,003156004	07/12/2016	0,005551443	-0,005506941	07/04/2017	-0,022909091	-0,001055741
13/04/2016	-0,00062422	-0,001578348	09/08/2016	0,011772192	-0,004603433	08/12/2016	0,024659551	-0,002719578	10/04/2017	-0,001860811	-0,003902059
14/04/2016	0,013741412	0,003903421	10/08/2016	-0,006918239	-0,005850023	09/12/2016	0,008979885	0,005177275	11/04/2017	-0,018642804	-0,000319936
15/04/2016	0,000308071	-0,000137408	11/08/2016	0,000316656	-0,004648354	13/12/2016	0,021359915	-0,008218181	12/04/2017	-0,0193769	-0,002206882
18/04/2016	-0,004003696	-0,006544276	12/08/2016	-0,006014562	-0,005986259	14/12/2016	-0,032066922	-0,008159679	17/04/2017	-0,014335529	-0,003706278
19/04/2016	0,019789734	-0,003231099	15/08/2016	0,006369427	-0,000995886	15/12/2016	-0,001080302	-0,00061662	18/04/2017	-0,019654088	0,003136231
20/04/2016	0	-0,008094581	16/08/2016	-0,012974684	-0,000808419	16/12/2016	-0,030641673	0,019070022	19/04/2017	0,012830794	0,003766944
21/04/2016	-0,030624621	-0,004565053	17/08/2016	-0,006412312	0,001263736	19/12/2016	-0,021569357	-0,0037448	20/04/2017	-0,005938242	-0,002761706
22/04/2016	-0,001563966	-0,00354238	18/08/2016	0,019038399	-0,000773087	20/12/2016	-0,015583428	-0,007922769	21/04/2017	-0,00517722	-0,002386348
25/04/2016	0,003446115	-0,000715702	19/08/2016	-0,014249525	-0,000357181	21/12/2016	0,004247104	-0,007257959	24/04/2017	0,005604484	0,000481284
26/04/2016	0,017483609	-0,002262099	22/08/2016	0,002569868	-0,003151628	22/12/2016	0,011918493	0,013238943	25/04/2017	0,003582803	-0,001307136
27/04/2016	0,008898435	-0,004037787	23/08/2016	-0,015059276	-0,00097317	23/12/2016	-0,000759878	0,002609206	26/04/2017	-0,00595002	-0,002085236
28/04/2016	-0,003345499	-0,00366762	24/08/2016	-0,005204945	-0,00140875	26/12/2016	-0,008365019	0,002177412	27/04/2017	0,025538707	-0,000652345
29/04/2016	-0,013121758	-0,002872317	25/08/2016	-0,003597122	0,000863295	27/12/2016	-0,003067485	0,000793071	28/04/2017	0,006614786	-0,005486801
02/05/2016	0,017625232	-0,005515545	26/08/2016	-0,00196915	-0,0021073694	28/12/2016	0,009615385	0,002463813	02/05/2017	0,004638578	-0,001764954
03/05/2016	-0,018231541	-0,005374708	29/08/2016	0,007892141	0,005485634	29/12/2016	-0,008761905	-0,003411646	03/05/2017	-0,010773374	0,003357851
04/05/2016	-0,004333024	0,005933794	30/08/2016	-0,000652529	-0,004974853	30/12/2016	-0,012298232	0,004017705	04/05/2017	-0,011555815	-0,001914129
05/05/2016	0,002486789	0,012149517	31/08/2016	-0,001305909	-0,003993354	02/01/2017	0,005836576	-0,003015132	05/05/2017	0,001947799	-0,003852036
06/05/2016	-0,002790698	-0,001602366	01/09/2016	-0,00621118	-0,001044206	03/01/2017	-0,00270793	-0,002865414	08/05/2017	-0,007387247	-0,004256767
09/05/2016	-0,000310945	-0,005417963	02/09/2016	0,005921053	-0,00439466	04/01/2017	-0,013964313	0,007494344	09/05/2017	0,021543282	0,004646408
10/05/2016	-0,003421462	0,001773046	05/09/2016	-0,004578156	-0,00499024	05/01/2017	0,016129032	-0,006110391	10/05/2017	0,005368098	0,005844774
11/05/2016	0,009675406	0,003569193	06/09/2016	0,00131406	-0,001590672	06/01/2017	0,001935734	-0,00520304	11/05/2017	0,014874142	-0,001584803
12/05/2016	0,007109737	-0,001730017	07/09/2016	-0,005905512	-0,002813148	09/01/2017	-0,015455951	-0,006128093	12/05/2017	0,012401353	-0,004689513
13/05/2016	-0,007980356	-0,001200566	08/09/2016	-0,010231023	-0,002019056	10/01/2017	-0,017660911	-0,003683065	15/05/2017	0,0077951	-0,003381672
16/05/2016	-0,004641089	-0,003677255	09/09/2016	-0,002867625	0,006807484	11/01/2017	0,017179385	0,00183823	16/05/2017	0,02154696	0,000169856
17/05/2016	-0,006159532	-0,012695292	12/09/2016	0,004806042	3,58E-05	12/01/2017	-0,005891595	0,020705267	17/05/2017	-0,013100437	-0,001333478
18/05/2016	0,023241401	0,00151944	13/09/2016	-0,015374103	-0,003977508	13/01/2017	0,032003166	0,000408076	18/05/2017	-0,012168142	-0,000834883
19/05/2016	-0,021804967	-0,004457591	14/09/2016	-0,002081888	0,005141415	16/01/2017	-0,019525268	-0,006730067	19/05/2017	0,007465472	0,001147887
20/05/2016	0,029721362	0,000549665	15/09/2016	0,007301808	-0,002303077	17/01/2017	-0,019914096	-0,001173659	22/05/2017	-0,00256487	-0,000928409
23/05/2016	0,002405292	-0,004931269	19/09/2016	0	-0,00267747	18/01/2017	0,003187251	0,003857785	23/05/2017	0,010131332	0,003833269
24/05/2016	-0,019196161	4,84E-05	20/09/2016	-0,001725923	-0,004481301	19/01/2017	0,013105639	-0,003625956	24/05/2017	0,014858841	-0,003754423
25/05/2016	0,006422018	-0,002182213	21/09/2016	0,013831259	-0,002189954	20/01/2017	-0,000392003	0,009437828	25/05/2017	-0,010980666	0,002813557
26/05/2016	0,006684898	-0,0003183198	22/09/2016	0,012960437	-0,002265677	23/01/2017	0,029803922	-0,000852362	26/05/2017	0,002590674	9,80E-05
27/05/2016	-0,009357078	0,000430177	23/09/2016	0,001683502	2,81E-05	24/01/2017	0,025133283	-0,00514848	29/05/2017	-0,003322259	-0,004714181
30/05/2016	-0,001523461	-0,002516717	26/09/2016	0,007394958	0,001846741	25/01/2017	0,01820208	-0,005714547	30/05/2017	0,008518519	-0,005670579
31/05/2016	-0,012511443	-0,002265321	27/09/2016	0,007340674	0,001870004	26/01/2017	-0,011309741	-0,000400615	31/05/2017	-0,011384502	-0,001967311
01/06/2016	0,005562423	3,33E-05	28/09/2016	0,00298112	-0,002408916	27/01/2017	0,007011107	-0,003769658	01/06/2017	-0,003343239	-0,000880023
02/06/2016	-0,002765827	0,011879481	29/09/2016	0,001321004	-0,006301657	30/01/2017	0,004030781	-0,005076819	02/06/2017	0,014535967	-0,000963225
03/06/2016	0,004930663	-0,000348093	30/09/2016	-0,001978892	0,005769684	31/01/2017	-0,012408759	0,004884344	05/06/2017	-0,0047759	-0,0008117943
06/06/2016	-0,009506286	-0,002778127	03/10/2016	0,007931262	-0,003299074	01/02/2017	-0,000369549	0,010587663	06/06/2017	-0,016980436	-0,005013422
07/06/2016	0	-0,002628353	04/10/2016	-0,002622951	9,42E-05	02/02/2017	-0,004066543	-0,002475423	07/06/2017	0,011641006	0,011033351
08/06/2016	-0,00247678	-0,002871113	05/10/2016	0,001643655	0,002539676	03/02/2017	0,004825538	-0,00506336	08/06/2017	0,010764662	-0,001727423
09/06/2016	-0,003724395	0,004322382	06/10/2016	0,005251067	-0,000447964	07/02/2017	-0,0350942	-0,002543058	09/06/2017	-0,004774146	-0,001119415
10/06/2016	-0,014018692	-0,003459385	07/10/2016	-0,015017956	0,007655988	08/02/2017	0,015696784	0,000338677	12/06/2017	0,004797048	-0,000443165
13/06/2016	0,00600316	-0,008912781	10/10/2016	0,027842227	1,60E-05	09/02/2017	0,001884659	0,000928702	13/06/2017	-0,005141388	-0,004713582
14/06/2016	-0,02701005	0,011962531	11/10/2016	0,003547243	0,000321583	10/02/2017	0,000752445	0,000294716	14/06/2017	0,005147656	0,000282568
15/06/2016	0,023886378	0,00229554	12/10/2016	0,001606684	0,000134932	13/02/2017	0,007142857	-0,002362666	15/06/2017	0,009214891	-0,001215294
16/06/2016	-0,004728878	-0,004400042	13/10/2016	-0,001924928	-0,000352744	14/02/2017	-0,006718925	-0,008436693	16/06/2017	-0,031775018	0,001899345
17/06/2016	-0,013303769	-0,001278737	14/10/2016	-0,006428801	-0,001225954	15/02/2017	-0,045847426	-0,002676033	19/06/2017	-0,01961524	0,002413771
20/06/2016	0,007704655	-0,004387374	17/10/2016	-0,000323252	-0,001861233	16/02/2017	0,005907838	-0,003170308	20/06/2017	-0,011158138	-0,002424096
21/06/2016	0,003504301	0,003320271	18/10/2016	-0,024271845	0,000124136	17/02/2017	-0,015270164	0,001417093	21/06/2017	-0,019844358	0,000240676
22/06/2016	-0,013015873	0,006203175	19/10/2016	-0,013266998	0,002019513	20/02/2017	0,000795229	0,000872513	22/06/2017	0,005160778	0,001681809
23/06/2016	0,026053393	-0,004110439	20/10/2016	-0,007731092	0,000400000	21/02/2017	0,021454112	0,003063511	23/06/2017	-0,019352291	-0,002747119
24/06/2016	-0,031034483	6,68E-05	21/10/2016	-0,010162602	-0,002066577	22/02/2017	0,011279658	-0,004863372	26/06/2017	-0,006974041	0,000500774
27/06/2016	-0,039145907	-0,00085747	24/10/2016	-0,000684463	-0,002479277	23/0					

25/07/2017	1,00E-07	-0,000478458	27/10/2017	0,012487512	-0,000678171	08/02/2018	-0,020327	-0,001101735	21/05/2018	-0,013457077	-0,005340281
26/07/2017	-0,003679176	-0,007700488	30/10/2017	-0,010853478	-0,009924305	09/02/2018	0,027514659	-0,002091757	22/05/2018	0,020696143	-0,002421789
27/07/2017	-0,044313146	-0,00059608	31/10/2017	-0,000997506	-0,005970064	12/02/2018	-0,020193152	0,007244371	23/05/2018	-0,014746544	-9,67E-06
28/07/2017	-0,023570325	-0,002106388	01/11/2017	-0,005491762	-0,00083552	13/02/2018	0,018817204	-0,003190757	24/05/2018	-0,001870907	-0,004057539
31/07/2017	-0,023347843	-0,002372586	03/11/2017	0,00502008	-0,00266746	14/02/2018	-0,011433597	-0,002445527	25/05/2018	0,000468604	-0,005804116
01/08/2017	0,006077796	-0,000943559	06/11/2017	0,001498501	-0,002095313	15/02/2018	0,042259786	-0,000812518	28/05/2018	0,007494145	-0,001098523
02/08/2017	-0,018928715	-0,001285447	07/11/2017	-0,000997506	-0,000961885	16/02/2018	-0,018352539	-0,00161887	29/05/2018	-0,023245002	0,00074718
03/08/2017	-0,000410509	-0,000527908	08/11/2017	-0,000499251	-0,003762904	19/02/2018	0,002173913	0,001622944	30/05/2018	0,001427891	0,004773884
04/08/2017	0,013552361	-0,003317598	09/11/2017	0,001498501	-0,001582301	20/02/2018	-0,019956616	0,012431938	31/05/2018	-0,02661597	-0,002539985
07/08/2017	-0,002025932	-0,004987008	10/11/2017	-0,012468828	-0,002199659	21/02/2018	-0,00354139	0,005113951	01/06/2018	-0,008300781	-0,003869899
08/08/2017	-0,012180268	0,004601958	13/11/2017	-0,016161616	0,015534272	22/02/2018	0,015104398	0,005195833	04/06/2018	-0,000984737	-0,003569166
09/08/2017	-0,013974517	-0,004485038	14/11/2017	0,042094456	-0,004071488	23/02/2018	-0,01356674	-0,008397445	05/06/2018	0,009364219	-0,002517684
10/08/2017	-0,015423093	-0,005743066	15/11/2017	-0,01773399	-0,010710662	26/02/2018	-0,022626442	-0,002193728	06/06/2018	-0,005371094	0,012745262
11/08/2017	-0,015241321	-0,003322164	16/11/2017	0,020561685	-0,005738809	27/02/2018	0,009986382	-0,00070831	07/06/2018	0,015709377	0,003429032
14/08/2017	0,017626827	-0,003941354	17/11/2017	0,014742015	0,001055805	28/02/2018	0,006292135	-0,005558374	08/06/2018	0,005799903	0,001389296
15/08/2017	0,00591466	0,015351604	21/11/2017	0,010653753	0,000258982	01/03/2018	0,004912908	-0,004768238	11/06/2018	0,015857761	-0,004867463
16/08/2017	0,029819404	0,008008616	22/11/2017	0,033540968	-0,004343004	02/03/2018	-0,031111111	0,014319895	12/06/2018	0,027909177	-0,005628003
17/08/2017	0,014681892	-0,003240184	23/11/2017	-0,012517385	-0,002255328	05/03/2018	0,025688073	0,001563326	13/06/2018	0,007823286	-0,005271672
18/08/2017	0,002813505	-0,012598123	24/11/2017	-0,01314554	-0,005759954	06/03/2018	0,007602862	-0,002481153	14/06/2018	0,005022831	0,009017598
21/08/2017	-0,019238477	-0,002135232	27/11/2017	-0,025214082	-0,004427798	07/03/2018	-0,018641811	-0,003198858	15/06/2018	0,009958529	0,012009754
22/08/2017	0,024928484	-0,003990348	28/11/2017	-0,006832601	0,000210132	08/03/2018	0,008141113	0,001213877	18/06/2018	0,004948268	-0,000598303
23/08/2017	-0,019936204	-0,004097919	29/11/2017	0,003439803	0,000143167	09/03/2018	0,021085689	0,004669025	19/06/2018	-0,004028648	-0,014800948
24/08/2017	-0,018307567	0,002902482	30/11/2017	0,017140059	-0,003085527	12/03/2018	0,014938489	0,003552309	20/06/2018	0,018426966	-0,00848261
25/08/2017	0,0135837	-0,003186245	01/12/2017	0,0052961	-0,000586879	13/03/2018	0,03030303	-0,007960223	21/06/2018	-0,027802295	0,004083344
28/08/2017	-0,020890816	0,001410066	04/12/2017	-0,017241379	-0,001121163	14/03/2018	-0,038655462	-0,003318282	22/06/2018	0,009078529	0,004472175
29/08/2017	0,001207729	-0,004913838	05/12/2017	-0,002436647	-0,003522372	15/03/2018	-0,011800699	0,007486937	25/06/2018	0,007647323	-0,002939461
30/08/2017	-0,009650181	-0,00674576	06/12/2017	-0,011235955	-0,002205093	16/03/2018	0,033613445	-0,003286347	26/06/2018	-0,013839286	0,003333206
31/08/2017	0,016240357	-0,003794484	07/12/2017	0,002470356	-0,002206665	20/03/2018	-0,007702182	-0,001234828	27/06/2018	0,012675419	-0,001649899
01/09/2017	-0,015980823	0,005424577	08/12/2017	0,02316412	-0,005122557	21/03/2018	-0,042259595	-0,002706441	28/06/2018	0,015198927	0,00132142
04/09/2017	-0,000406009	-0,003470145	11/12/2017	-0,017822736	0,013078668	22/03/2018	0,007033513	-0,008402538			
05/09/2017	-0,011372868	-0,004604451	13/12/2017	0,023540951	0,004326703	23/03/2018	-0,022083333	-0,003236107			
06/09/2017	-0,016023007	0,002681711	14/12/2017	0,039290848	-0,00320997	26/03/2018	-0,009373669	0,005559157			
07/09/2017	0,006680585	-0,00464532	15/12/2017	-0,003227294	-0,005823763	27/03/2018	0,00688172	-0,003748413			
08/09/2017	0,001659063	-0,002998295	18/12/2017	0,018963922	-0,001570481	28/03/2018	-0,005126015	0,004842971			
11/09/2017	0,010760046	0,00300755	19/12/2017	0,009532456	-0,009201941	02/04/2018	-0,025332761	0,013400282			
12/09/2017	0,021712413	-0,008276304	20/12/2017	-0,009892086	-0,005492379	03/04/2018	0,046696035	-0,003224851			
13/09/2017	-0,038091419	0,000119242	21/12/2017	-0,018619437	-0,000819845	04/04/2018	-0,000420875	0,006716801			
14/09/2017	0,020008337	0,00303033	22/12/2017	-0,017584452	-0,00093242	05/04/2018	0,007578947	-0,004334157			
15/09/2017	0,019207192	-0,004047598	26/12/2017	0,016015073	0,011584804	06/04/2018	-0,015461763	-0,003125433			
18/09/2017	-0,002806736	-0,007092134	27/12/2017	0,000463607	-0,008014461	09/04/2018	-0,001697793	0,005599448			
19/09/2017	0,002814636	0,00780119	28/12/2017	-0,008341057	-0,006038854	10/04/2018	0,014030612	-0,004969047			
20/09/2017	-0,011627907	-0,000534385	29/12/2017	0,010280374	0,006791379	11/04/2018	-0,017610063	-0,004093301			
21/09/2017	-0,005679513	-0,00251854	02/01/2018	0,018501388	0,002030756	12/04/2018	0,004268032	-0,002723878			
22/09/2017	-0,006527948	0,002613145	03/01/2018	-0,013623978	-0,002871116	13/04/2018	-0,000424989	0,000528981			
25/09/2017	-0,016837782	0,00137286	04/01/2018	0,010589319	-0,002523336	16/04/2018	-0,007227891	-0,003217276			
26/09/2017	-0,002506266	-0,000141299	05/01/2018	0,014578588	0,002044526	17/04/2018	-0,001713062	-0,001026903			
27/09/2017	-0,020519263	-0,003146659	08/01/2018	0,000898069	-0,004076023	18/04/2018	-0,009090909	-0,001374116			
28/09/2017	-0,025651988	-0,003557394	09/01/2018	0,004037685	-0,006303371	19/04/2018	0,013852814	-0,004401951			
29/09/2017	0,008775779	0,012572737	10/01/2018	-0,00714924	-0,005998257	20/04/2018	0,005123826	0,003566955			
02/10/2017	0,012179208	0,005238144	11/01/2018	-0,021152115	-0,002858618	23/04/2018	0,021240442	-0,005933756			
03/10/2017	-0,017189514	-0,006042908	12/01/2018	0,029885057	-0,003404382	24/04/2018	-0,027870216	0,000211822			
04/10/2017	-0,015303892	-0,001220549	15/01/2018	0,001785714	0,001326329	25/04/2018	-0,000427899	-0,003421618			
05/10/2017	0,028419183	-0,003897617	16/01/2018	0,032531194	-0,000616215	26/04/2018	-0,00385274	-0,003423649			
06/10/2017	0,005027422	-0,000134195	17/01/2018	0,009495037	0,000381251	27/04/2018	0,022346369	0,004722435			
09/10/2017	-0,022282856	-0,005193121	18/01/2018	0,02052159	-0,001070649	30/04/2018	0,009247583	-0,001663514			
10/10/2017	-0,014883721	0,005990108	19/01/2018	-0,002932551	-0,001496459	02/05/2018	-0,020824656	-0,004958479			
11/10/2017	-0,001888574	0,001173976	22/01/2018	-0,009243697	-0,003037882	03/05/2018	-0,011484475	0,002159352			
12/10/2017	-0,045411542	-0,002233363	23/01/2018	0,011026293	-0,001619391	04/05/2018	-0,016781411	-0,004780118			
13/10/2017	-0,016352825	-0,007506549	24/01/2018	-0,003775168	0,002602295	07/05/2018	-0,021881838	0,004444007			
16/10/2017	-0,023677582	0,008754847	25/01/2018	0,013473684	-0,002107918	08/05/2018	-0,005816555	-0,000655753			
17/10/2017	0,03250774	0,000728587	26/01/2018	0,010801828	-0,004680236	09/05/2018	-0,02340234	0,006800934			
18/10/2017	0,028485757	-0,005886962	29/01/2018	-0,034936293	-0,00475626	10/05/2018	0,00875576	1,95E-05			
19/10/2017	-0,002429543	-0,00362892	30/01/2018	-0,015332198	0,008789407	11/05/2018	0,014618547	-0,000321188			
20/10/2017	-0,018509498	-0,002558376	31/01/2018	0,010380623	0,002764859	14/05/2018	-0,000450248	-0,004677927			
23/10/2017	-0,001985112	-0,005796474	01/02/2018	0,015839041	-0,009411454	15/05/2018	-0,001801802	0,005685742			
24/10/2017	0,032819493	-0,006646969	02/02/2018	-0,024020228	-0,00689186	16/05/2018	-0,009025271	0,002600958			
25/10/2017	-0,016369764	-0,004683476	06/02/2018	-0,025043178	7,63E-05	17/05/2018	-0,020491803	-0,001161039			
26/10/2017	-0,020068527	0,003291145	07/02/2018	0,002214349	-0,001017672	18/05/2018	0,0018596	-0,00307239			

J.3 Resultados de las predicciones ARIMA Híbrido

Tabla I.3 Predicciones ARIMA Híbrido por fecha

Date	Real	Forecasted									
29/05/2015	-0,00493259	-0,0013227	24/09/2015	-0,031981048	0,0040332	25/01/2016	0,00805153	-0,0021378	25/05/2016	0,006422018	-0,0004631
01/06/2015	0,017514871	0,0012720	25/09/2015	0,015601101	-0,0008077	26/01/2016	0,011821086	0,0015961	26/05/2016	0,006684898	-0,0025616
02/06/2015	0,009743423	0,0042076	28/09/2015	-0,017168675	0,0029805	27/01/2016	-0,005999368	0,0027036	27/05/2016	-0,009357078	0,0049817
03/06/2015	0,013830814	0,0001253	29/09/2015	0,004903463	0,0028865	28/01/2016	0,020330368	0,0001506	30/05/2016	-0,001523461	-0,0001514
04/06/2015	0,013959391	0,0006922	30/09/2015	0,005489478	0,0045431	29/01/2016	0,0498132	0,0054371	31/05/2016	-0,012511443	0,0047154
05/06/2015	0,003441802	-0,0051017	01/10/2015	0,035486806	-0,0003861	02/02/2016	-0,050415184	-0,0075375	01/06/2016	0,005562423	0,0024940
08/06/2015	0,002806361	0,0060294	02/10/2015	0,000292912	0,0012847	03/02/2016	0,000312305	0,0029434	02/06/2016	-0,002765827	-0,0050517
09/06/2015	-0,018967662	0,0023950	05/10/2015	0,050073206	-0,0045049	04/02/2016	0,009678426	-0,0011733	03/06/2016	0,004930663	0,0006504
10/06/2015	-0,011093502	0,0042748	06/10/2015	-0,012827663	-0,0027225	05/02/2016	-0,025046382	-0,0040208	06/06/2016	-0,009506286	-0,0010517
11/06/2015	-0,005769231	0,0018011	07/10/2015	0,012171864	-0,0031714	08/02/2016	-0,006977482	-0,0031135	07/06/2016	0	0,0060843
12/06/2015	-0,002901354	0,0009611	08/10/2015	0,018131102	-0,0013508	09/02/2016	0,034493772	-0,0070276	08/06/2016	-0,00247678	0,0065044
15/06/2015	-0,022308438	0,0013923	09/10/2015	-0,009315068	0,0038169	10/02/2016	0,005866008	-0,0057103	09/06/2016	-0,003724395	-0,0036799
16/06/2015	0,01521164	0,0012942	12/10/2015	0,000553097	-0,0045749	11/02/2016	-0,011970534	-0,0029161	10/06/2016	-0,014018692	-0,0038373
17/06/2015	0,008469055	0,0032277	13/10/2015	0,00525152	-0,0028936	12/02/2016	-0,013358186	-0,0053277	13/06/2016	0,00600316	-0,0034007
18/06/2015	0,000645995	-0,0033199	14/10/2015	-0,01017322	-0,0003049	15/02/2016	0,020780856	0,0046362	14/06/2016	-0,02701005	-0,0016772
19/06/2015	-0,008392511	0,0008777	15/10/2015	-0,027222222	-0,0030214	16/02/2016	-0,005243677	-0,0044767	15/06/2016	0,023886378	0,0023087
22/06/2015	0,016601563	-0,0014021	16/10/2015	-0,000856653	-0,0013499	17/02/2016	0,030077519	0,0051310	16/06/2016	-0,004728878	-0,0011592
23/06/2015	0,013448607	0,0003865	19/10/2015	0,014861389	-0,0005467	18/02/2016	-0,008729681	0,0010202	17/06/2016	-0,013303769	0,0015455
24/06/2015	-0,013902054	-0,0008933	20/10/2015	0,013517319	-0,0019192	19/02/2016	-0,018220468	0,0021501	20/06/2016	0,007704659	0,0064301
25/06/2015	-0,002563281	0,0026359	21/10/2015	-0,026118366	-0,0035052	22/02/2016	0,009897928	0,0020840	21/06/2016	0,003504301	-0,0002392
26/06/2015	0,001606168	-0,0018757	22/10/2015	-0,006562054	-0,0013003	23/02/2016	0,000918836	-0,0042357	22/06/2016	-0,013015873	0,0017220
29/06/2015	-0,031109686	-0,0013258	23/10/2015	0,003446295	-0,0023905	24/02/2016	-0,004895961	0,0006008	23/06/2016	0,026053393	0,0025900
30/06/2015	-0,005958292	0,0007315	26/10/2015	-0,010303377	-0,0013883	25/02/2016	0,017527675	-0,0009981	24/06/2016	-0,031034483	-0,0230620
01/07/2015	0,015651016	-0,0013743	27/10/2015	-0,002313476	0,0032847	26/02/2016	-0,012692656	0,0011215	27/06/2016	-0,039145907	-0,0053482
02/07/2015	-0,000983607	0,0048883	28/10/2015	-0,016231884	-0,0058787	29/02/2016	0,004897459	-0,0000275	28/06/2016	-0,01986532	0,0093320
03/07/2015	-0,005251067	-0,0009914	29/10/2015	0,003830289	0,0047801	01/03/2016	-0,002132196	0,0034867	29/06/2016	0,013205678	0,0055630
06/07/2015	-0,008248103	-0,0003874	30/10/2015	0,009979454	0,0018423	02/03/2016	0,001526252	0,0015035	30/06/2016	0,025741284	0,0034560
07/07/2015	0,010978044	-0,0004816	03/11/2015	0,030514385	-0,0019769	03/03/2016	-0,001828711	-0,0033919	01/07/2016	-0,011435832	-0,0012255
08/07/2015	-0,009542613	0,0018208	04/11/2015	-0,014382403	-0,0042540	04/03/2016	-0,011603053	0,0026502	04/07/2016	-0,012210797	-0,0047494
09/07/2015	0,027906977	0,0022641	05/11/2015	-0,005722461	-0,0024432	07/03/2016	0,011430337	0,0009109	05/07/2016	-0,017566688	-0,0081471
10/07/2015	0,038784745	0,0013132	06/11/2015	-0,011510791	-0,0034072	08/03/2016	-0,009163103	-0,0054967	06/07/2016	-0,011589404	0,0029200
13/07/2015	-0,00746733	0,0024476	09/11/2015	-0,001164483	-0,0009241	09/03/2016	-0,004315566	0,0020612	07/07/2016	0,005360134	-0,0006268
14/07/2015	-0,006896552	0,0025364	10/11/2015	-0,005537744	-0,0013359	10/03/2016	0,005572755	-0,0022498	08/07/2016	0,009663446	0,0067964
15/07/2015	-0,002840909	0,0009858	11/11/2015	-0,012016413	0,0003164	11/03/2016	-0,002770936	0,0011062	11/07/2016	0,004950495	0,0038468
16/07/2015	0,008230453	0,0002884	12/11/2015	0,006526253	-0,0020683	14/03/2016	0,003704847	-0,0020197	12/07/2016	0,02955665	0,0064632
17/07/2015	0,00722135	0,0001076	13/11/2015	-0,004715591	0,0008576	15/03/2016	0,002460781	-0,0028516	13/07/2016	0,004146673	-0,0005674
20/07/2015	0,000623441	0,0011902	17/11/2015	0,008587504	-0,0044424	16/03/2016	0,026695305	0,0039562	14/07/2016	0,008894536	0,0000506
21/07/2015	0,019314642	0,0030598	18/11/2015	0,013505578	-0,0054943	17/03/2016	0,015839809	0,0051399	15/07/2016	0,000493199	-0,0005580
22/07/2015	0,034535452	-0,0036166	19/11/2015	0,006373117	-0,0007390	18/03/2016	-0,005001471	-0,0039311	18/07/2016	-0,002508623	0,0044847
23/07/2015	-0,016248154	0,0011578	20/11/2015	0,008059873	0,0036572	22/03/2016	-0,000591366	-0,0020829	19/07/2016	-0,009745363	0,0040828
24/07/2015	-0,017417417	0,0018187	23/11/2015	-0,007424329	-0,0009470	23/03/2016	0,020710059	-0,0058456	20/07/2016	0,009206349	0,0002295
27/07/2015	0,018643032	0,0048537	24/11/2015	-0,002013809	0,0013743	28/03/2016	0,003768116	0,0037098	21/07/2016	-0,01163888	0,0042708
28/07/2015	0,002491436	0,0074637	25/11/2015	-0,018737388	-0,0014996	29/03/2016	-0,000866301	0,0008314	22/07/2016	-0,000954806	0,0033541
29/07/2015	-0,005281143	0,0024596	26/11/2015	0,005287897	0,0039628	30/03/2016	0,007225434	0,0013069	25/07/2016	-0,015610667	-0,0002848
30/07/2015	0,002498438	0,0015429	27/11/2015	0,006721216	0,0016538	01/04/2016	-0,004591105	-0,0056295	26/07/2016	0,000809615	0,0015222
31/07/2015	-0,002492212	0,0083782	30/11/2015	-0,02670537	-0,0003609	01/04/2016	-0,032574229	0,0009411	27/07/2016	-0,000326264	-0,0002939
03/08/2015	0,005621487	0,0037231	01/12/2015	0,035192365	0,0018315	04/04/2016	-0,017580453	0,0001568	28/07/2016	0,00424282	0,0077908
04/08/2015	0,028571429	-0,0013151	02/12/2015	-0,016133679	-0,0046094	05/04/2016	-0,012738854	-0,0045463	29/07/2016	-0,002599935	0,0047006
05/08/2015	0,012379227	-0,0016391	03/12/2015	-0,006149341	-0,0035524	06/04/2016	-0,022119816	0,0014062	01/08/2016	-0,010752688	0,0005914
06/08/2015	0,002684163	0,0027846	04/12/2015	0,013847967	-0,0053449	07/04/2016	0,007225888	-0,0024791	02/08/2016	-0,005270092	-0,0010392
07/08/2015	0,00594884	0,0040830	07/12/2015	-0,018889858	-0,0071299	08/04/2016	0,011852776	0,0004285	03/08/2016	0,012582781	0,0035600
10/08/2015	-0,003252513	0,0033608	08/12/2015	-0,000296209	-0,0042502	11/04/2016	-0,017262639	-0,0038770	04/08/2016	0,011118378	-0,0015201
11/08/2015	-0,023138535	-0,0011854	09/12/2015	-0,00562963	0,0005569	12/04/2016	0,005018821	0,0057104	05/08/2016	0,014553687	0,0029179
12/08/2015	0,013665351	0,0058655	10/12/2015	0,023241955	-0,0075761	13/04/2016	-0,00062422	0,0042478	08/08/2016	0,001912655	0,0004452
13/08/2015	-0,007789095	0,0001533	11/12/2015	-0,004659289	-0,0000078	14/04/2016	0,013741412	-0,0010804	09/08/2016	0,011772192	0,0004586
14/08/2015	-0,00845106	0,0039373	14/12/2015	-0,008191925	-0,0024765	15/04/2016	0,000308071	-0,0022113	10/08/2016	-0,006918239	0,0021281
17/08/2015	-0,00274056	0,0018981	15/12/2015	0,031268437	-0,0025852	18/04/2016	-0,004003696	0,0018594	11/08/2016	0,000316656	0,0064299
18/08/2015	0,00610687	0,0019551	16/12/2015	0,000858124	0,0020485	19/04/2016	0,019789734	0,0054624	12/08/2016	-0,006014562	0,0053778
19/08/2015	-0,007283763	-0,0008050	17/12/2015	0,000571592	-0,0105550	20/04/2016	0	-0,0017012	15/08/2016	0,006369427	0,0068075
20/08/2015	-0,001834301	-0,0007983	18/12/2015	-0,023993145	-0,0053806	21/04/2016	-0,030624621	-0,0002474	16/08/2016	-0,012974684	0,0035405
21/08/2015	-0,018683002	-0,0019780	21/12/2015	-0,006145742	0,0053972	22/04/2016	-0,001563966	0,0031060	17/08/2016	-0,006412312	0,0021572
24/08/2015	-0,027153558	-0,0004296	22/12/2015	0,00795053	-0,0017761	25/04/2016	0,003446115	-0,0020056	18/08/2016	0,019038399	0,0024694
25/08/2015	0,003208213	-0,0032580	23/12/2015	0,01051709	-0,0000661	26/04/2016	0,017483609	0,0009982	19/08/2016	-0,014249525	0,0017559
26/08/2015	0,022385673	0,0069971	24/12/2015	-0,00318011	-0,0023727	27/04/2016	0,008898435	0,0000980	22/08/2016	0,002569868	0,0048276
27/08/2015	0,028151392	0,0019129	28/12/2015	0,005800464	0,0037062	28/04/2016	-0,003345499	-0,0011290	23/08/2016	-0,015059276	-0,0027903
28/08/2015	-0,002738059	0,0041968	29/12/2015	-0,005767013	0,0015700	29/04/2016	-0,013121758	0,0070948	24/08/2016	-0,005204945	0,0

20/09/2016	-0,001725923	0,0013281	19/01/2017	0,013105639	0,0010527	24/05/2017	0,014858841	0,0007508	19/09/2017	0,002814636	0,0001398
21/09/2016	0,013831259	0,0018139	20/01/2017	-0,000392003	0,0018481	25/05/2017	-0,010980966	-0,0034664	20/09/2017	-0,011627907	0,0006211
22/09/2016	0,012960437	0,0058327	23/01/2017	0,029803922	0,0040704	26/05/2017	0,002590674	-0,0035443	21/09/2017	-0,005679513	-0,0037105
23/09/2016	0,001683502	-0,0003932	24/01/2017	0,025133283	-0,0003303	29/05/2017	-0,003322259	-0,0025847	22/09/2017	-0,006527948	0,0013163
26/09/2016	0,007394958	-0,0004097	25/01/2017	0,01820208	0,0063314	30/05/2017	0,008518519	-0,0075487	25/09/2017	-0,016837782	-0,0003215
27/09/2016	0,007340674	0,0101857	26/01/2017	-0,011309741	-0,0041309	31/05/2017	-0,011384502	-0,0061026	26/09/2017	-0,002506266	0,0002511
28/09/2016	0,00298112	0,0014196	27/01/2017	0,00701107	0,0037245	01/06/2017	-0,003343239	-0,0027099	27/09/2017	-0,020519263	-0,0033447
29/09/2016	0,001321004	-0,0006086	30/01/2017	0,004030781	-0,0020682	02/06/2017	0,014535967	-0,0034849	28/09/2017	-0,025651988	-0,0023356
30/09/2016	-0,001978892	-0,0001425	31/01/2017	-0,012408759	0,0003952	05/06/2017	-0,0047759	0,0039501	29/09/2017	0,008775779	-0,0027866
03/10/2016	0,007931262	0,0044850	01/02/2017	-0,000369549	0,0028074	06/06/2017	-0,016980436	-0,0007329	02/10/2017	0,012179208	-0,0018119
04/10/2016	-0,002622951	0,0027114	02/02/2017	-0,004066543	0,0007538	07/06/2017	0,011641006	-0,0020739	03/10/2017	-0,017189514	0,0018857
05/10/2016	0,001643655	0,0038987	03/02/2017	0,004825538	-0,0000392	08/06/2017	0,010764662	-0,0028335	04/10/2017	-0,015303892	-0,0050748
06/10/2016	0,005251067	-0,0037139	07/02/2017	-0,0350942	-0,0012524	09/06/2017	-0,004774146	-0,0006192	05/10/2017	-0,028491183	-0,0056127
07/10/2016	-0,015017956	-0,0017799	08/02/2017	0,015696784	0,0030322	12/06/2017	0,004797048	-0,0034409	06/10/2017	0,005027422	0,0083388
10/10/2016	0,027842227	0,0057788	09/02/2017	0,001884659	0,0014828	13/06/2017	-0,005141388	-0,0013146	09/10/2017	-0,022282856	0,0087924
11/10/2016	0,003547243	-0,0028867	10/02/2017	0,000752445	0,0016218	14/06/2017	0,00147656	-0,0009955	10/10/2017	-0,014883721	0,0083037
12/10/2016	0,001606684	-0,0034844	13/02/2017	0,007142857	-0,0004255	15/06/2017	0,009214891	-0,0033482	11/10/2017	-0,001888574	0,0109280
13/10/2016	-0,001924928	-0,0019491	14/02/2017	-0,006718925	-0,0031068	16/06/2017	-0,031775010	0,0022074	12/10/2017	-0,045411542	0,0087071
14/10/2016	-0,006428801	-0,0055492	15/02/2017	-0,045847426	0,0002406	19/06/2017	-0,01961524	-0,0012180	13/10/2017	-0,016352825	0,0100179
17/10/2016	-0,00032352	0,0008874	16/02/2017	0,005907838	-0,0002952	20/06/2017	-0,011581838	-0,0027174	16/10/2017	-0,023677582	0,0091904
18/10/2016	-0,024271845	0,0029487	17/02/2017	-0,015270164	-0,0007267	21/06/2017	-0,019844358	0,0007931	17/10/2017	0,032500774	0,0149407
19/10/2016	-0,013266998	-0,0011650	20/02/2017	0,000795229	0,0015403	22/06/2017	0,005160778	0,0002683	18/10/2017	0,028485757	0,0051939
20/10/2016	-0,007731092	-0,0035858	21/02/2017	0,021454112	0,0010778	23/06/2017	0,019352291	-0,0023099	19/10/2017	-0,002429543	0,0018857
21/10/2016	-0,010162602	-0,0023736	22/02/2017	0,011279658	-0,0002508	26/06/2017	-0,006974041	-0,0017995	20/10/2017	-0,018509498	0,0027275
24/10/2016	-0,000684463	-0,0027155	23/02/2017	-0,008076923	-0,0025702	27/06/2017	0,000390168	-0,0008934	23/10/2017	-0,001985112	0,0096570
25/10/2016	-0,01609589	-0,0016509	24/02/2017	0,009305933	-0,0039699	28/06/2017	-0,006630265	0,0019108	24/10/2017	0,032819493	0,0083475
26/10/2016	-0,002088409	-0,0035738	27/02/2017	-0,011140991	0,0023768	29/06/2017	0	-0,0036708	25/10/2017	-0,016369764	0,0088166
27/10/2016	0,007673526	-0,0026032	28/02/2017	-0,001942502	-0,0020129	30/06/2017	0,013741657	-0,0027747	26/10/2017	-0,020068527	0,0067407
28/10/2016	-0,00242984	0,0050960	01/03/2017	0,012456209	0,0059086	03/07/2017	-0,000387297	-0,0028963	27/10/2017	0,012487512	0,0095991
31/10/2016	-0,0055517	0,0011272	02/03/2017	0,002691273	-0,0014125	04/07/2017	0,002712127	-0,0038854	30/10/2017	-0,010853478	0,0100304
01/11/2016	-0,015701326	-0,0081948	03/03/2017	0,01303681	0,0064948	05/07/2017	-0,005023184	-0,0017088	31/10/2017	-0,000997506	0,0121042
03/11/2016	-0,010280043	-0,0025173	06/03/2017	-0,012869039	-0,0002574	06/07/2017	0,005825243	-0,0000964	01/11/2017	-0,005491762	0,0089468
04/11/2016	-0,002148997	0,0019525	07/03/2017	0,007285276	-0,0025909	07/07/2017	-0,001544402	0,0021932	03/11/2017	0,00502008	0,0086212
07/11/2016	0,028715004	0,0087450	08/03/2017	0,011800533	-0,0012106	10/07/2017	-0,013921114	0,0027578	06/11/2017	0,001498501	0,0133904
08/11/2016	-0,00209351	0,0008112	09/03/2017	-0,004890895	-0,0012169	11/07/2017	-0,005490196	0,0036665	07/11/2017	-0,000997506	0,0088897
09/11/2016	-0,054895105	-0,0300087	10/03/2017	0,010964083	0,0015817	12/07/2017	0,046135647	-0,0041967	08/11/2017	-0,000499251	0,0078242
10/11/2016	-0,088420274	-0,0096069	13/03/2017	-0,008601346	-0,0009630	13/07/2017	0,019600452	0,0000183	09/11/2017	0,001498501	0,0080547
11/11/2016	0,004464286	0,0004080	14/03/2017	-0,000377216	-0,0030622	14/07/2017	-0,004436229	0,0003333	10/11/2017	-0,012468828	0,0060010
14/11/2016	0,014545455	0,0049058	15/03/2017	0,000377358	0,0074411	17/07/2017	0,014853323	-0,0022561	13/11/2017	-0,016161616	0,0090328
15/11/2016	-0,012743927	-0,0006777	16/03/2017	0,021878536	-0,0028991	18/07/2017	-0,004756678	0,0008584	14/11/2017	0,042094456	0,0054605
16/11/2016	-0,031060912	-0,0001198	17/03/2017	0,011443337	0,0016000	19/07/2017	-0,011764706	-0,0058332	15/11/2017	-0,01773399	0,0050847
17/11/2016	-0,010407993	-0,0047329	21/03/2017	-0,010948905	-0,0006190	20/07/2017	-0,007068452	0,0000138	16/11/2017	0,020561685	0,0097945
18/11/2016	0,003365587	-0,0047019	22/03/2017	0	0,0015068	21/07/2017	0,012364181	-0,0037367	17/11/2017	0,014742015	0,0097192
22/11/2016	0,006708595	0,0058792	23/03/2017	0,005535055	0,0020553	24/07/2017	0,00592154	-0,0027943	21/11/2017	0,010653753	0,0126674
23/11/2016	0,045397751	-0,0014139	24/03/2017	0,031559633	0,0002852	25/07/2017	1,00E-07	0,0003798	22/11/2017	0,033540968	0,0097136
24/11/2016	0,018326693	-0,0026147	27/03/2017	0,005336179	-0,0039795	26/07/2017	-0,003679176	0,0013686	23/11/2017	-0,012517385	0,0080524
25/11/2016	0,000782473	0,0018313	28/03/2017	0,001769285	-0,0031799	27/07/2017	-0,044313146	-0,0030946	24/11/2017	-0,01314554	0,0102256
28/11/2016	0,017200938	-0,0025417	29/03/2017	-0,022960085	0,0038402	28/07/2017	-0,023570325	-0,0015445	27/11/2017	-0,025214081	0,0076667
29/11/2016	0,011913912	-0,0035043	30/03/2017	-0,001807664	-0,0017005	31/07/2017	-0,023347843	-0,0014746	28/11/2017	-0,006832062	0,0124565
30/11/2016	0,032282567	-0,0018626	31/03/2017	-0,00760594	-0,0026065	01/08/2017	0,006077796	-0,0109227	29/11/2017	0,003439803	0,0124021
01/12/2016	-0,027961737	-0,0038556	03/04/2017	-0,002919708	-0,0010053	02/08/2017	-0,018928715	0,0027887	30/11/2017	0,017140059	0,0037442
02/12/2016	-0,006434519	-0,0026881	04/04/2017	0,012079063	0,0011104	03/08/2017	-0,000410509	-0,0027511	01/12/2017	0,0052961	0,0117142
05/12/2016	0,013333333	0,0021763	05/04/2017	0	0,0021309	04/08/2017	0,013552361	-0,0051147	04/12/2017	-0,017241379	0,0063525
06/12/2016	0,015789474	-0,0027927	06/04/2017	-0,005424955	-0,0026980	07/08/2017	-0,002025932	0,0006862	05/12/2017	-0,002436647	0,0041030
07/12/2016	0,005551443	-0,0067284	07/04/2017	-0,022909091	-0,0007119	08/08/2017	-0,012180268	0,0018223	06/12/2017	-0,011235955	0,0054515
08/12/2016	0,024659551	-0,0015413	10/04/2017	-0,001860811	-0,0023632	09/08/2017	-0,013974517	-0,0034291	07/12/2017	0,002470356	0,0057667
09/12/2016	0,008979885	-0,0032001	11/04/2017	-0,018642804	-0,0065207	10/08/2017	-0,015423093	0,0006696	08/12/2017	0,02316412	0,0099878
13/12/2016	0,021359915	-0,0076745	12/04/2017	-0,0193769	-0,0021521	11/08/2017	-0,015241321	0,0028151	11/12/2017	-0,017822736	0,0090191
14/12/2016	-0,032066922	-0,0040931	17/04/2017	-0,014335529	0,0004681	14/08/2017	0,017626827	-0,0011093	13/12/2017	0,023540951	0,0066240
15/12/2016	-0,001080302	-0,0035324	18/04/2017	-0,019654088	-0,0040534	15/08/2017	0,005914666	-0,0011472	14/12/2017	0,039290848	0,0037620
16/12/2016	-0,030641673	-0,0060641	19/04/2017	0,012830794	-0,0051495	16/08/2017	0,029819404	0,0006151	15/12/2017	-0,003227294	0,0050527
19/12/2016	-0,021569357	-0,0008978	20/04/2017	-0,005938242	-0,0010766	17/08/2017	0,014681892	-0,0073413	18/12/2017	0,018963922	0,0089314
20/12/2016	-0,015583428	-0,0029548	21/04/2017	-0,00517722	-0,0044912	18/08/2017	0,002813505	-0,0002918	19/12/2017	0,009532456	0,0053252
21/12/2016	0,004247104	0,0003369	24/04/2017	0,005604484	-0,0033074	21/08/2017	-0,019238477	0,0020654	20/12/2017	-0,009892086	0,0088746
22/12/2016	0,011918493	-0,0053037	25/04/2017	0,003582803	-0,0018631	22/08/2017	0,024292844	-0,0027836	21/12/2017	-0,018619437	0,0058780
23/12/2016	-0,000759878	0,0009988	26/04/2017	-0,00595002	-0,0048708	23/08/2017	-0,019936204	-0,0002119	22/12/2017	-0,017584452	0,0058849
26/12/2016	-0,008365019	-0,0002252	27/04/2017	0,025538707	-0,0021413	24/08/2017	0,018307567	-0,0003102	26/12/2017	0,016015073	0,0018372
27/12/2											

22/01/2018	-0,009243697	-0,0034346	02/03/2018	-0,031111111	-0,0036133	16/04/2018	-0,007227891	0,0067477	25/05/2018	0,000468604	0,0026643
23/01/2018	0,011026293	-0,0019581	05/03/2018	0,025688073	-0,0059307	17/04/2018	-0,001713062	0,0052471	28/05/2018	0,007494145	0,0023090
24/01/2018	-0,003775168	0,0033709	06/03/2018	-0,007602862	-0,0015483	18/04/2018	-0,009009009	0,0068683	29/05/2018	-0,023245002	-0,0016263
25/01/2018	0,013473684	-0,0079351	07/03/2018	0,018641811	-0,0032787	19/04/2018	0,013852814	-0,0047626	30/05/2018	0,001427891	0,0037573
26/01/2018	0,010801828	0,0017535	08/03/2018	0,008141113	-0,0031072	20/04/2018	0,005123826	0,0023132	31/05/2018	-0,02661597	0,0054122
29/01/2018	-0,034936293	-0,0041630	09/03/2018	0,021085689	-0,0035791	23/04/2018	0,021240442	-0,0067422	01/06/2018	-0,008300781	0,0076978
30/01/2018	-0,015332198	-0,0112191	12/03/2018	0,014938489	-0,0046802	24/04/2018	-0,027870216	0,0044045	04/06/2018	-0,000984737	0,0029259
31/01/2018	0,010380623	-0,0041215	13/03/2018	0,030303003	-0,0055839	25/04/2018	-0,000427899	0,0055015	05/06/2018	0,009364219	-0,0017583
01/02/2018	0,015839041	0,0007883	14/03/2018	-0,038655462	-0,0067403	26/04/2018	-0,00385274	0,0058476	06/06/2018	-0,005371094	0,0056586
02/02/2018	-0,024020228	-0,0081724	15/03/2018	-0,011800699	-0,0076894	27/04/2018	0,022346369	0,0040106	07/06/2018	0,015709377	0,0027232
06/02/2018	-0,025043178	-0,0116049	16/03/2018	0,033613445	-0,0058769	30/04/2018	0,009247583	0,0018478	08/06/2018	0,005799903	0,0047133
07/02/2018	-0,002214349	-0,0098185	20/03/2018	-0,007702182	-0,0059079	02/05/2018	-0,020824656	-0,0026111	11/06/2018	0,015857767	-0,0009648
08/02/2018	-0,020327	-0,0039406	21/03/2018	0,042259595	-0,0089009	03/05/2018	-0,011484475	0,0002252	12/06/2018	0,027909171	0,0010767
09/02/2018	0,027514659	-0,0057196	22/03/2018	-0,007033513	-0,0094235	04/05/2018	-0,016781411	0,0014778	13/06/2018	0,007823286	0,0031402
12/02/2018	-0,020193152	-0,0010274	23/03/2018	-0,022083333	-0,0051531	07/05/2018	-0,021881838	0,0023888	14/06/2018	0,005022831	-0,0035322
13/02/2018	0,018817204	-0,0062269	26/03/2018	-0,009373669	-0,0059729	08/05/2018	-0,005816555	0,0045100	15/06/2018	0,009995457	0,0066748
14/02/2018	-0,011433597	-0,0020389	27/03/2018	0,00688172	-0,0028611	09/05/2018	-0,02340234	0,0044497	18/06/2018	0,004948268	0,0023517
15/02/2018	0,042259786	-0,0029633	28/03/2018	-0,005126015	-0,0034324	10/05/2018	0,00875576	0,00800099	19/06/2018	-0,004028648	0,0026370
16/02/2018	-0,018352539	-0,0050383	02/04/2018	-0,025332761	-0,0035871	11/05/2018	0,014618547	0,0012873	20/06/2018	0,018426966	0,0066586
19/02/2018	0,002173913	-0,0036332	03/04/2018	0,046696035	-0,0021626	14/05/2018	-0,000450248	0,0032080	21/06/2018	-0,027802295	0,0049022
20/02/2018	-0,019956616	-0,0065549	04/04/2018	-0,000420875	0,0000715	15/05/2018	-0,001801802	0,0028286	22/06/2018	0,009078529	0,0074402
21/02/2018	-0,00354139	-0,0042574	05/04/2018	0,007578947	-0,0051085	16/05/2018	-0,009025271	0,0035048	25/06/2018	0,007647323	0,0042977
22/02/2018	0,015104398	-0,0004977	06/04/2018	-0,015461763	0,0044408	17/05/2018	-0,020491803	0,0025647	26/06/2018	-0,013839286	0,0043655
23/02/2018	-0,01356674	-0,0040407	09/04/2018	-0,001697793	0,0087645	18/05/2018	0,0018596	0,0035652	27/06/2018	0,012675419	0,0004824
26/02/2018	-0,022626442	-0,0053274	10/04/2018	0,014030612	0,0106980	21/05/2018	-0,013457077	0,0061112	28/06/2018	0,015198927	0,0083378
27/02/2018	0,00986382	-0,0054964	11/04/2018	-0,017610063	0,0054936	22/05/2018	0,020696143	0,0049894			
28/02/2018	0,006292135	-0,0061854	12/04/2018	0,004268032	0,0037933	23/05/2018	-0,014746544	0,0039328			
01/03/2018	0,004912908	-0,0015624	13/04/2018	-0,000424989	0,0059776	24/05/2018	-0,001870907	0,0056633			

J.4 Resultados de las predicciones ARIMA Técnico

Tabla I.4 Predicciones ARIMA Técnico por fecha

Date	Real	Forecasted									
29/05/2015	-0,00493259	-0,0039831	11/08/2015	-0,023138535	-0,0054640	23/10/2015	0,003446295	-0,0009725	11/01/2016	0,017851347	0,0045487
01/06/2015	0,017514871	-0,0010048	12/08/2015	0,013665351	0,0025567	26/10/2015	-0,010303377	-0,0010096	12/01/2016	-0,00127551	-0,0011538
02/06/2015	0,009743423	0,0011923	13/08/2015	-0,007789095	-0,0029430	27/10/2015	-0,002313476	0,0013345	13/01/2016	-0,013729246	-0,0009536
03/06/2015	0,013830814	-0,0007735	14/08/2015	-0,008454106	-0,0000355	28/10/2015	-0,016231884	-0,0050498	14/01/2016	-0,009711881	0,0004605
04/06/2015	0,013959391	-0,0002651	17/08/2015	-0,00274056	-0,0003400	29/10/2015	0,003830289	0,0026843	15/01/2016	-0,003595946	-0,0067036
05/06/2015	0,003441802	-0,0043708	18/08/2015	0,00610687	-0,0004762	30/10/2015	0,009979454	0,0011634	18/01/2016	-0,005249344	0,0015052
08/06/2015	0,002806361	0,0039666	19/08/2015	-0,007283763	-0,0027462	03/11/2015	0,030514385	-0,0008411	19/01/2016	0,019129288	-0,0008156
09/06/2015	-0,018967662	0,0005319	20/08/2015	-0,001834301	-0,0030330	04/11/2015	-0,014382403	-0,0010802	20/01/2016	0,009061489	-0,0017582
10/06/2015	-0,011093502	0,0017993	21/08/2015	-0,018683002	-0,0046186	05/11/2015	-0,005722461	-0,0020285	21/01/2016	-0,019243103	-0,0037646
11/06/2015	-0,005769231	0,0008929	24/08/2015	-0,027153558	-0,0033140	06/11/2015	-0,011510791	-0,0018262	22/01/2016	0,015369525	0,0010681
12/06/2015	-0,002901354	-0,0003041	25/08/2015	0,003208213	-0,0024791	09/11/2015	-0,001164483	-0,0003332	25/01/2016	0,00805153	-0,0005751
15/06/2015	-0,022308438	-0,0005310	26/08/2015	0,022385673	0,0037212	10/11/2015	-0,005537744	-0,0021276	26/01/2016	0,011821086	0,0029602
16/06/2015	0,01521164	0,0008300	27/08/2015	0,028151392	0,0005485	11/11/2015	-0,012016413	0,0007260	27/01/2016	-0,005999368	0,0014611
17/06/2015	0,008469055	0,0015730	28/08/2015	-0,002738059	0,0006354	12/11/2015	0,006526253	-0,0009370	28/01/2016	0,020330368	0,0005742
18/06/2015	0,000645995	-0,0026602	31/08/2015	0,018608908	-0,0051291	13/11/2015	-0,004715591	0,0004452	29/01/2016	0,04981132	0,0065275
19/06/2015	-0,008392511	-0,0013128	01/09/2015	-0,009583708	-0,0041513	17/11/2015	0,008587504	-0,0020116	02/02/2016	-0,050415184	-0,0070804
22/06/2015	0,016601563	-0,0024387	02/09/2015	-0,0054443	0,0014961	18/11/2015	0,013505578	0,0001116	03/02/2016	0,000312305	0,0032736
23/06/2015	0,013448607	0,0003740	03/09/2015	0,015506233	-0,0004714	19/11/2015	0,006373117	-0,0006130	04/02/2016	0,009678426	-0,0003585
24/06/2015	-0,013902054	-0,0026045	04/09/2015	-0,011077844	-0,0034630	20/11/2015	0,008059873	-0,0014579	05/02/2016	-0,025046382	-0,0051530
25/06/2015	-0,002563281	0,0003026	07/09/2015	-0,003330306	0,014018	23/11/2015	-0,007424329	-0,0009122	08/02/2016	-0,006977382	-0,0028645
26/06/2015	0,001606168	-0,0024671	08/09/2015	-0,009720535	0,0021868	24/11/2015	-0,002013809	0,0020116	09/02/2016	0,034493772	0,0004560
29/06/2015	-0,031109686	-0,0038287	09/09/2015	-0,006441718	0,0001430	25/11/2015	-0,018737388	-0,0014454	10/02/2016	0,005866008	-0,0040211
30/06/2015	-0,005858292	-0,0021189	10/09/2015	0,006174745	0,0011657	26/11/2015	0,005287897	0,0030458	11/02/2016	-0,011970534	-0,0021460
01/07/2015	0,015651016	-0,0014721	11/09/2015	0,014728444	-0,0017489	27/11/2015	0,006712126	-0,0027122	12/02/2016	-0,013358186	-0,0030913
02/07/2015	-0,000983607	0,0026405	14/09/2015	-0,005745389	0,0003511	30/11/2015	-0,02670537	-0,0035166	15/02/2016	0,020780856	0,0004903
03/07/2015	-0,005251067	-0,0015351	15/09/2015	0,014902676	0,0006531	01/12/2015	0,035192365	0,0025753	16/02/2016	-0,005243677	-0,0009706
06/07/2015	-0,008248103	-0,0019527	17/09/2015	0,033563081	0,0011032	02/12/2015	-0,016133679	-0,0031146	17/02/2016	0,030077519	0,0047978
07/07/2015	0,010978044	-0,0021746	18/09/2015	-0,004059148	-0,0024859	03/12/2015	-0,006149341	-0,0007215	18/02/2016	-0,008729681	0,0006123
08/07/2015	-0,009542613	-0,0014112	21/09/2015	0,008151383	-0,0041200	04/12/2015	0,013847967	0,0000046	19/02/2016	-0,018220468	0,0015169
09/07/2015	0,027906977	0,00112849	22/09/2015	-0,012994513	-0,0057171	07/12/2015	-0,018889858	-0,0050073	22/02/2016	0,009897928	0,0006876
10/07/2015	0,038784745	-0,0003840	23/09/2015	-0,011995319	-0,0032123	08/12/2015	-0,000296209	-0,0029464	23/02/2016	0,000918836	-0,0060132
13/07/2015	-0,00746733	-0,0004155	24/09/2015	-0,031981048	-0,0001979	09/12/2015	-0,00562963	0,0010828	24/02/2016	-0,004895961	-0,0007170
14/07/2015	-0,006896552	-0,0003796	25/09/2015	0,015601101	-0,0046499	10/12/2015	0,023241955	-0,0031896	25/02/2016	0,017527675	-0,0010179
15/07/2015	-0,002840909	-0,0010049	28/09/2015	-0,017168675	-0,0016606	11/12/2015	-0,004659288	0,0001379	26/02/2016	-0,012692656	0,0007949
16/07/2015	0,008230453	-0,0009965	29/09/2015	0,004903463	0,0005862	14/12/2015	-0,008191925	-0,0007397	29/02/2016	0,004897459	0,0003483
17/07/2015	0,00722135	-0,0018902	30/09/2015	0,005489478	0,0011080	15/12/2015	0,031268437	0,0014350	01/03/2016	-0,002132196	0,0027974
20/07/2015	0,000623441	0,0005320	01/10/2015	0,035486806	-0,0028484	16/12/2015	0,000858124	0,0038972	02/03/2016	0,001526252	0,0014012
21/07/2015	0,019314642	-0,0000582	02/10/2015	0,000292912	0,0003140	17/12/2015	0,000571592	-0,0010452	03/03/2016	-0,001828711	-0,0025060
22/07/2015	0,034535452										

29/03/2016	-0,000866301	0,0006810	25/07/2016	-0,015610067	-0,0040411	23/11/2016	0,045397751	0,0023341	24/03/2017	0,031559633	0,0024408
30/03/2016	0,007225434	0,0018118	26/07/2016	-0,008090615	-0,0007042	24/11/2016	0,018326693	-0,0012436	27/03/2017	0,005336179	-0,0026585
31/03/2016	-0,004591105	-0,0036098	27/07/2016	-0,000326264	-0,0025938	25/11/2016	0,000782473	0,0041073	28/03/2017	0,001769285	-0,0017953
01/04/2016	-0,032574229	0,0011100	28/07/2016	0,00424282	0,0031196	28/11/2016	0,017200938	0,0001210	29/03/2017	-0,022960085	0,0030172
04/04/2016	-0,017580453	0,0016225	29/07/2016	-0,002599935	0,0001526	29/11/2016	0,011913912	-0,0007096	30/03/2017	-0,001807654	-0,0013146
05/04/2016	-0,012738854	-0,0040585	01/08/2016	-0,010752688	-0,0010305	30/11/2016	0,032282567	-0,0009222	31/03/2017	-0,007606994	-0,0024968
06/04/2016	-0,022119816	-0,0005527	02/08/2016	-0,005270092	-0,0026033	01/12/2016	-0,027961737	-0,0025491	03/04/2017	-0,002919708	0,0032499
07/04/2016	0,007225888	-0,0029270	03/08/2016	0,012582781	0,0016132	02/12/2016	-0,006434519	0,0003590	04/04/2017	0,012079063	0,0014052
08/04/2016	0,011852776	-0,0009821	04/08/2016	0,011118378	-0,0029937	05/12/2016	0,013333333	0,0041080	05/04/2017	0	0,0004886
11/04/2016	-0,017262639	-0,0011641	05/08/2016	0,014553687	0,0002176	06/12/2016	0,015789474	0,0001212	06/04/2017	-0,005424955	-0,0010746
12/04/2016	0,005018821	0,0044279	08/08/2016	0,001912655	0,0016559	07/12/2016	0,005551443	-0,0017255	07/04/2017	-0,022909091	0,0008425
13/04/2016	-0,00062422	0,0031881	09/08/2016	0,001772192	0,0005479	08/12/2016	0,024659551	0,0026666	10/04/2017	-0,001860811	-0,0003704
14/04/2016	0,013741412	-0,0014043	10/08/2016	-0,006918239	0,0012123	09/12/2016	0,008979885	0,0002012	11/04/2017	-0,018642804	-0,0030493
15/04/2016	0,000308071	-0,0033313	11/08/2016	0,000316656	0,0030495	13/12/2016	0,021359915	-0,0026700	12/04/2017	-0,0193769	-0,0006958
18/04/2016	-0,004003696	-0,0002323	12/08/2016	-0,006014562	-0,0000778	14/12/2016	-0,032066922	-0,0023012	17/04/2017	-0,014335529	0,0024590
19/04/2016	0,019789734	0,0057788	15/08/2016	0,006369427	0,0031720	15/12/2016	-0,001080302	-0,0022549	18/04/2017	-0,019654088	-0,0037929
20/04/2016	0	-0,0024026	16/08/2016	-0,012974684	-0,0009130	16/12/2016	-0,030641673	-0,0053304	19/04/2017	0,012830794	-0,0010556
21/04/2016	-0,030624621	-0,0013273	17/08/2016	-0,006412312	-0,0003766	19/12/2016	-0,021569357	-0,0010120	20/04/2017	-0,005938242	-0,0017349
22/04/2016	-0,001563966	0,0023125	18/08/2016	0,019038399	-0,0002417	20/12/2016	-0,015583428	-0,0015055	21/04/2017	-0,00517722	-0,0015890
25/04/2016	0,003446115	-0,0028012	19/08/2016	-0,014249525	-0,0009661	21/12/2016	0,004247104	0,0006629	24/04/2017	0,005604484	0,0007459
26/04/2016	0,017483609	0,0005857	22/08/2016	0,002569868	-0,0001877	22/12/2016	0,011918493	-0,0023755	25/04/2017	0,003582803	0,0000742
27/04/2016	0,008898435	0,0016934	23/08/2016	-0,015059276	-0,0065487	23/12/2016	-0,000759878	0,0019234	26/04/2017	-0,00595002	-0,0022850
28/04/2016	-0,003345499	-0,0013654	24/08/2016	-0,005204945	-0,0065223	26/12/2016	-0,008365019	0,0010076	27/04/2017	0,025538794	-0,0014720
29/04/2016	-0,013121758	0,0035588	25/08/2016	-0,003597122	0,0001755	27/12/2016	-0,003067485	-0,0017976	28/04/2017	0,006614786	0,0014025
02/05/2016	0,017625232	-0,0034505	26/08/2016	-0,00196915	-0,0047900	28/12/2016	0,009615385	-0,0004445	02/05/2017	0,004638578	0,0012028
03/05/2016	-0,018231541	-0,0033013	29/08/2016	0,007892141	0,0021509	29/12/2016	-0,008761905	-0,0014276	03/05/2017	-0,010773374	-0,0047640
04/05/2016	-0,004333024	-0,0028077	30/08/2016	-0,000652529	-0,0029991	30/12/2016	-0,012298232	0,0001826	04/05/2017	-0,001555815	-0,0012462
05/05/2016	0,002486789	-0,0051320	31/08/2016	-0,001305909	0,0004310	02/01/2017	0,005836576	-0,0021122	05/05/2017	0,001947799	-0,0015683
06/05/2016	-0,002796698	-0,0010310	01/09/2016	-0,00621118	0,0017304	03/01/2017	-0,00270793	-0,0086149	08/05/2017	-0,007387247	-0,0027399
09/05/2016	-0,000310945	-0,0059002	02/09/2016	0,005921053	0,0009264	04/01/2017	-0,013964313	-0,0032384	09/05/2017	-0,021543282	-0,0023994
10/05/2016	-0,003421462	0,0047861	05/09/2016	-0,004578156	-0,0010511	05/01/2017	0,016129032	0,0000270	10/05/2017	0,005368098	-0,0007677
11/05/2016	0,009675406	-0,0025995	06/09/2016	0,00131406	0,0032313	06/01/2017	0,001935734	0,0011142	11/05/2017	0,014874142	0,0007460
12/05/2016	0,007109737	-0,0007147	07/09/2016	-0,005905512	-0,0033240	09/01/2017	-0,015455951	-0,0022215	12/05/2017	0,012401353	-0,0008736
13/05/2016	-0,007980356	-0,0043497	08/09/2016	-0,010231023	-0,0033871	10/01/2017	-0,017660911	-0,0012641	15/05/2017	0,00777951	-0,0007961
16/05/2016	0,004641089	-0,0023580	09/09/2016	-0,028676225	-0,0051405	11/01/2017	0,017179385	-0,0009413	16/05/2017	0,012154696	-0,0001967
17/05/2016	-0,006159532	-0,0000184	12/09/2016	0,004806042	0,0021107	12/01/2017	-0,005891595	0,0015147	17/05/2017	-0,013100437	-0,0042658
18/05/2016	0,023241401	-0,0029975	13/09/2016	-0,015374103	-0,0005728	13/01/2017	0,032003161	0,0054211	18/05/2017	-0,012168142	-0,0003883
19/05/2016	-0,021804967	-0,0010312	14/09/2016	-0,002081888	-0,0025189	16/01/2017	-0,019525268	-0,0047475	19/05/2017	-0,007465472	0,0040069
20/05/2016	0,029721362	0,0002507	15/09/2016	0,007301808	-0,0027209	17/01/2017	-0,019914096	0,0013526	22/05/2017	0,002256487	0,0002324
23/05/2016	0,002405292	-0,0022053	19/09/2016	0	-0,0061162	18/01/2017	0,003187251	-0,0036563	23/05/2017	0,010131332	0,0010851
24/05/2016	-0,019196161	-0,0015075	20/09/2016	-0,001725923	0,0000109	19/01/2017	0,013105639	0,0010594	24/05/2017	0,014858864	0,0039581
25/05/2016	0,006422018	-0,0016017	21/09/2016	0,013831259	0,0006891	20/01/2017	-0,000392003	0,0021994	25/05/2017	-0,003343239	-0,0010316
26/05/2016	0,006684898	0,0014908	22/09/2016	0,012960437	0,0043578	23/01/2017	0,029803922	0,0047054	26/05/2017	0,002590674	0,0009301
27/05/2016	-0,009357078	0,0019618	23/09/2016	0,001683502	-0,0023364	24/01/2017	0,025133283	0,0016606	29/05/2017	-0,003322259	-0,0019279
30/05/2016	-0,001523461	0,0001549	26/09/2016	0,007394958	-0,0030662	25/01/2017	0,01820208	0,0058231	30/05/2017	0,008518519	-0,0025462
31/05/2016	-0,012511443	-0,0012971	27/09/2016	0,007340674	0,0070633	26/01/2017	-0,011309741	-0,0050165	31/05/2017	-0,011384502	-0,0018469
01/06/2016	0,005562423	0,0012161	28/09/2016	0,00298112	-0,0003482	27/01/2017	0,007011107	0,0031690	01/06/2017	-0,003343239	0,0007123
02/06/2016	-0,002765827	-0,0048054	29/09/2016	0,001321004	-0,0024137	30/01/2017	0,004030781	-0,0014348	02/06/2017	0,014535967	0,0009293
03/06/2016	0,004930663	0,0008652	30/09/2016	-0,001978892	-0,0008597	31/01/2017	-0,012408759	-0,0003345	05/06/2017	-0,0047759	0,0054165
06/06/2016	-0,009506286	-0,0024182	03/10/2016	0,007931262	0,0017559	01/02/2017	-0,000369549	0,0007164	06/06/2017	-0,016980436	-0,0000375
07/06/2016	0	0,0031412	04/10/2016	-0,002622951	-0,0005420	02/02/2017	-0,004066543	0,0009458	07/06/2017	0,011641006	0,0008571
08/06/2016	-0,00247678	0,0030784	05/10/2016	0,001643655	0,0012805	03/02/2017	0,004825538	-0,0010093	08/06/2017	0,010764662	-0,0004353
09/06/2016	-0,003724395	-0,0040803	06/10/2016	0,005251067	-0,0010015	07/02/2017	-0,0350942	-0,0026038	09/06/2017	-0,004774146	-0,0013955
10/06/2016	-0,014018692	-0,0072918	07/10/2016	-0,015017956	-0,0011019	08/02/2017	0,015696784	0,0025452	12/06/2017	0,004797040	0,0001955
13/06/2016	0,006003116	-0,0025018	10/10/2016	0,027842227	0,0078450	09/02/2017	0,001884659	0,0006613	13/06/2017	-0,005141388	0,0007978
14/06/2016	-0,02701005	-0,0026459	11/10/2016	0,003547243	-0,0014673	10/02/2017	0,000752445	0,0025169	14/06/2017	0,00147656	0,0031640
15/06/2016	0,023886378	0,0020758	12/10/2016	0,001606684	0,0006478	13/02/2017	0,007142857	0,0000315	15/06/2017	0,009214891	-0,0004994
16/06/2016	-0,004728878	-0,0001311	13/10/2016	-0,001924928	-0,0008055	14/02/2017	-0,006718925	-0,0036084	16/06/2017	-0,031775018	0,0020411
17/06/2016	-0,013303769	-0,0003469	14/10/2016	-0,006428801	-0,0021295	15/02/2017	-0,045847426	-0,0010383	19/06/2017	-0,019615124	0,0008467
20/06/2016	0,007704655	0,0054372	17/10/2016	-0,00032352	0,0020959	16/02/2017	0,005907838	0,0000239	20/06/2017	-0,011158138	-0,0012837
21/06/2016	0,003504301	0,0006347	18/10/2016	-0,024271845	0,0038705	17/02/2017	-0,015270164	-0,0013542	21/06/2017	-0,019844358	0,0034977
22/06/2016	-0,013015873	0,0016374	19/10/2016	-0,013266998	0,0007502	20/02/2017	0,000795229	0,0009373	22/06/2017	0,005160778	0,0032154
23/06/2016	0,026053393	0,0031845	20/10/2016	-0,007731092	-0,0016414	21/02/2017	0,021454112	0,0025709	23/06/2017	0,019352291	0,0023241
24/06/2016	-0,031034483	-0,0164710	21/10/2016	-0,010162602	-0,0003836	22/02/2017	0,011279658	-0,0001349	26/06/2017	-0,006974041	0,0039008
27/06/2016	-0,039145907	-0,0055430	24/10/2016	-0,000684463	-0,0008063	23/02/2017	-0,008076923	0,0018716	27/06/2017	0,000390168	0,0008718
28/06/2016	0,01986532	0,0064522	25/10/2016	-0,01609589	-0,0004497	24/02/2017	0,009305933	-0,0015377	28/06/2017	-0,006630265	0,0038560
29/06/2016	0,013205678	0,0042699	26/10/2016	-0,002088409	-0,0022114	27/02/2017	-0,011140991	0,0022371	29/06/2017	0	-0,0025413
30/06/2016	0,02										

25/07/2017	1,00E-07	0,0033794	13/10/2017	-0,016352825	0,0012114	10/01/2018	-0,00714924	-0,0017995	06/04/2018	-0,015461763	0,0014365
26/07/2017	-0,003679176	0,0018506	16/10/2017	-0,023677582	0,0004151	11/01/2018	-0,021152115	0,0031641	09/04/2018	-0,001697793	0,0032307
27/07/2017	-0,044313146	-0,0027329	17/10/2017	0,03250774	0,0061954	12/01/2018	0,029885057	0,0055515	10/04/2018	0,014030612	0,0063656
28/07/2017	-0,023570325	0,0009084	18/10/2017	0,028485757	-0,0021892	15/01/2018	0,001785714	0,0031381	11/04/2018	-0,017610063	0,0024852
31/07/2017	-0,023347843	-0,0010128	19/10/2017	-0,002429543	0,0008176	16/01/2018	0,032531194	0,0039956	12/04/2018	0,004268032	0,0001840
01/08/2017	0,006077796	-0,0029125	20/10/2017	-0,018509498	-0,0012860	17/01/2018	0,009495037	0,0018388	13/04/2018	-0,000424989	0,0023505
02/08/2017	-0,018928715	0,0030964	23/10/2017	-0,001985112	0,0004350	18/01/2018	0,02052159	0,0021964	16/04/2018	-0,007227891	0,0020469
03/08/2017	-0,000410509	0,0014751	24/10/2017	0,032819493	0,0002227	19/01/2018	-0,002932551	-0,0002010	17/04/2018	-0,001713062	0,0026390
04/08/2017	0,013552361	-0,0009697	25/10/2017	-0,016369764	-0,0005847	22/01/2018	-0,009243697	0,0010946	18/04/2018	-0,009009009	0,0023123
07/08/2017	-0,002025932	0,0024699	26/10/2017	-0,020068527	-0,0014530	23/01/2018	0,011026293	0,0019664	19/04/2018	0,013852814	-0,0064707
08/08/2017	-0,012180268	0,0032508	27/10/2017	0,012487512	-0,0016982	24/01/2018	-0,003775168	0,0080674	20/04/2018	0,005123826	-0,0005141
09/08/2017	-0,013974517	-0,0008087	30/10/2017	-0,010853478	-0,0004221	25/01/2018	0,013473684	-0,0020659	23/04/2018	0,021240442	-0,0066563
10/08/2017	-0,015423093	0,0026403	31/10/2017	-0,000997506	0,0028095	26/01/2018	0,010801828	0,0046792	24/04/2018	-0,027870216	0,0014543
11/08/2017	-0,015241321	0,0024364	01/11/2017	-0,005491762	0,0014950	29/01/2018	-0,034936293	-0,0007986	25/04/2018	-0,000427899	0,0017716
14/08/2017	0,017626827	0,0014836	03/11/2017	0,00502008	0,0006653	30/01/2018	-0,015332198	-0,0041072	26/04/2018	-0,00385274	0,0020713
15/08/2017	0,00591466	0,0016674	06/11/2017	0,001498501	0,0050650	31/01/2018	0,010380623	0,0026503	27/04/2018	0,022346369	0,0005203
16/08/2017	0,029819404	0,0047229	07/11/2017	-0,000997506	0,0001329	01/02/2018	0,015839041	0,0048171	30/04/2018	0,009247583	-0,0012387
17/08/2017	0,014681892	-0,0042821	08/11/2017	-0,000499251	0,0005165	02/02/2018	-0,024020228	-0,0032363	02/05/2018	-0,020824656	-0,0039663
18/08/2017	0,002813505	0,0020379	09/11/2017	0,001498501	0,0008039	06/02/2018	-0,025043178	-0,0039762	03/05/2018	-0,01484475	-0,0012399
21/08/2017	-0,019238477	0,0027333	10/11/2017	-0,012468828	-0,0018787	07/02/2018	0,002214349	-0,0043508	04/05/2018	-0,016781411	-0,0012879
22/08/2017	0,024928484	0,0003306	13/11/2017	-0,016161616	0,0013716	08/02/2018	-0,020327	0,0005597	07/05/2018	-0,021881838	-0,0008530
23/08/2017	-0,019936204	0,0004259	14/11/2017	0,042094456	-0,0011926	09/02/2018	0,027514659	0,0009732	08/05/2018	-0,005816555	0,0012219
24/08/2017	0,013807567	0,0012553	15/11/2017	-0,01773399	-0,0011581	12/02/2018	-0,020193152	0,0025030	09/05/2018	-0,02340234	-0,0009378
25/08/2017	0,0135837	0,0003009	16/11/2017	0,020561685	0,0012270	13/02/2018	0,018817204	0,0007631	10/05/2018	0,00875576	0,0050435
28/08/2017	-0,020890816	-0,0039683	17/11/2017	0,014742015	0,0024121	14/02/2018	-0,011433597	0,0036058	11/05/2018	0,014618547	-0,0002948
29/08/2017	0,001207729	0,0042286	21/11/2017	0,010653753	0,0049585	15/02/2018	0,042259786	0,0013534	14/05/2018	-0,000450248	0,0002980
30/08/2017	-0,009650181	0,0019667	22/11/2017	0,033540968	0,0006229	16/02/2018	-0,018352539	0,0005729	15/05/2018	-0,001801802	-0,0009332
31/08/2017	0,016240357	-0,0021801	23/11/2017	-0,012517385	0,0002726	19/02/2018	0,002173913	0,0004298	16/05/2018	-0,009025271	0,0013076
01/09/2017	-0,015980823	0,0042821	24/11/2017	-0,01314554	0,0003210	20/02/2018	-0,019956616	-0,0016048	17/05/2018	-0,020491803	-0,0015208
04/09/2017	-0,000406009	-0,0012755	27/11/2017	-0,025214082	-0,0013973	21/02/2018	-0,00354139	-0,0005078	18/05/2018	0,0018596	-0,0003161
05/09/2017	-0,011372868	-0,0024041	28/11/2017	-0,006832601	0,0030487	22/02/2018	0,015104398	0,0037194	21/05/2018	-0,013457077	0,0010350
06/09/2017	-0,016023007	0,0031894	29/11/2017	0,003439803	0,0029520	23/02/2018	-0,01356674	-0,0002783	22/05/2018	-0,020696143	0,0024311
07/09/2017	0,006680585	0,0012647	30/11/2017	0,017140059	-0,0036522	26/02/2018	-0,022626442	-0,0013088	23/05/2018	-0,014746544	0,0010723
08/09/2017	0,001659063	-0,0017640	01/12/2017	0,0052961	0,0032196	27/02/2018	0,009986382	-0,0005637	24/05/2018	-0,001870907	0,0026146
11/09/2017	0,010766046	0,0030499	04/12/2017	-0,017241379	-0,0005149	28/02/2018	0,006292135	-0,0024979	25/05/2018	0,000468604	-0,0009967
12/09/2017	0,021712413	0,0014895	05/12/2017	-0,002436647	-0,0024529	01/03/2018	0,004912908	0,0021079	28/05/2018	0,007494145	-0,0001168
13/09/2017	-0,038091419	-0,0014167	06/12/2017	-0,011235955	-0,0010565	02/03/2018	-0,031111111	0,0022014	29/05/2018	-0,023245002	-0,0045747
14/09/2017	0,020008337	0,0009295	07/12/2017	0,002470356	-0,0009606	05/03/2018	0,025688073	-0,0010837	30/05/2018	0,001427891	0,0003512
15/09/2017	0,019207192	-0,0002387	08/12/2017	0,02316412	0,0030933	06/03/2018	0,007602862	0,0034481	31/05/2018	-0,02661597	0,0013662
18/09/2017	-0,002806736	0,0037230	11/12/2017	-0,017822736	0,0008334	07/03/2018	-0,018641811	0,0022651	01/06/2018	-0,008300781	0,0043018
19/09/2017	0,002814636	0,0017758	13/12/2017	0,023540951	0,0017194	08/03/2018	0,008141113	0,0023682	04/06/2018	-0,000984737	-0,0019823
20/09/2017	-0,011627907	0,0012811	14/12/2017	0,039290848	-0,0014960	09/03/2018	0,021085689	0,0024423	05/06/2018	0,009364219	-0,0037645
21/09/2017	-0,005679513	-0,0016732	15/12/2017	-0,003227294	0,0000178	12/03/2018	0,014938489	0,0008661	06/06/2018	-0,005371094	0,0024479
22/09/2017	-0,006527948	0,0020069	18/12/2017	0,018963922	0,0026586	13/03/2018	0,030303003	0,0012085	07/06/2018	0,015709377	0,0010746
25/09/2017	-0,016837782	-0,0006170	19/12/2017	0,009532456	-0,0029884	14/03/2018	-0,038655462	-0,0013056	08/06/2018	0,005799903	0,0027227
26/09/2017	-0,002506266	0,0018766	20/12/2017	-0,009892086	0,0008341	15/03/2018	-0,011800699	-0,0024268	11/06/2018	0,015857761	-0,0016031
27/09/2017	-0,020519263	-0,0022227	21/12/2017	-0,018619437	-0,0017383	16/03/2018	0,033613445	-0,0000169	12/06/2018	0,027909177	-0,0001938
28/09/2017	-0,025651988	0,0029206	22/12/2017	-0,017584452	-0,0017029	20/03/2018	-0,007702182	-0,0010419	13/06/2018	0,007823286	0,0017237
29/09/2017	0,008775779	-0,0013290	26/12/2017	0,016015073	-0,0042020	21/03/2018	0,042259595	0,0051344	14/06/2018	0,005022831	-0,0017882
02/10/2017	0,012179208	-0,0001307	27/12/2017	0,000463607	0,0064364	22/03/2018	-0,007033513	-0,0032514	15/06/2018	0,009995457	0,0033651
03/10/2017	-0,017189514	0,0042302	28/12/2017	-0,008341057	0,0028203	23/03/2018	-0,022083333	0,0006583	18/06/2018	0,004948268	0,0001573
04/10/2017	-0,015303892	-0,0019417	29/12/2017	0,010280374	0,0032422	26/03/2018	-0,009373669	0,0052268	19/06/2018	-0,004028648	0,0009539
05/10/2017	-0,028419183	-0,0022363	02/01/2018	0,018501388	0,0029957	27/03/2018	0,00688172	0,0013349	20/06/2018	0,018426966	0,0035963
06/10/2017	0,005027422	0,0008772	03/01/2018	-0,013623978	0,0008331	28/03/2018	-0,005126015	0,0017028	21/06/2018	-0,027802295	0,0012820
09/10/2017	-0,022282856	0,0004994	04/01/2018	0,010589319	0,0004378	02/04/2018	-0,025332761	0,0005626	22/06/2018	0,009078529	0,0040036
10/10/2017	-0,014883721	-0,0000391	05/01/2018	0,014578588	0,0008912	03/04/2018	0,046696035	0,0033481	25/06/2018	0,007647323	0,0023234
11/10/2017	-0,001888574	0,0028224	08/01/2018	0,000898069	0,0006353	04/04/2018	-0,000420875	0,0047587	26/06/2018	-0,013839286	0,0007594
12/10/2017	-0,045411542	0,0001853	09/01/2018	0,004037685	0,0005424	05/04/2018	0,007578947	-0,0000489	27/06/2018	0,012675419	-0,0013866